



Regime de ventos de longo termo - Estado da Arte

João Pedro Martins Seca

Dissertação de Mestrado

Orientador: Eng.º Álvaro Rodrigues

Coorientador: Eng.º Bruno Silva

Mestrado Integrado em Engenharia Mecânica

Especialização em Energia Térmica

Fevereiro de 2019

Resumo

A caracterização do regime de ventos de longo termo é uma etapa fundamental no projeto de implementação de um aproveitamento eólico. A pressão exercida pelo rápido desenvolvimento destes projetos limita a duração das campanhas de medição que, na maioria dos casos, são de curta duração, o que condiciona a representatividade das medições. Surge, assim, a necessidade de estender essa representatividade através de técnicas de correlação e extrapolação de dados e a séries temporais de vento de maior cobertura temporal.

Pretende-se, com o trabalho levado a cabo, caracterizar esta etapa inerente ao projeto de um parque, descrever-se as principais fontes de dados de longo termo disponíveis para este fim, assim como as metodologias de correção mais utilizadas na indústria da energia eólica.

Foi analisado um caso de estudo que teve como ponto de partida uma série de vento com uma extensão temporal de 10 anos, proveniente de uma estação meteorológica instalada no centro de Portugal.

Recorrendo a um programa de simulação do escoamento atmosférico, foi determinada a produção de um aerogerador com base nas medições relativas a esta série, valor este assumido como referência.

O objetivo passou por implementar uma metodologia Medir-Correlacionar-Prever (MCP) recorrendo ao método dos mínimos quadrados lineares, para períodos concorrentes de 2 anos deslizando com início em 2008 e fim em 2017, por forma estender a representatividade das medições para um período de 10 anos. As séries de longo termo resultantes são compostas por dois anos medidos e oito extrapolados. Posteriormente, foi estimada a produção do aerogerador com cada uma das séries extrapoladas, comparando-se o valor obtido com o valor de referência.

A metodologia foi implementada para 3 séries de referência. Procurou-se compreender em que medida o R^2 poderia ser um indicador da qualidade da estimativa de produção e analisar o desempenho das séries de longo termo utilizadas.

Quando a análise da relação entre o R^2 e a estimativa de produção é feita com base nos períodos concorrentes utilizados, este parâmetro estatístico apresenta pequenas variações, dificultando uma análise assertiva desta relação. No entanto, a série de longo termo que apresentou o valor de coeficiente de correlação de dados global mais elevado originou os resultados menos desviados. Por outro lado, a série com o R^2 mais baixo, conduziu aos resultados mais desviados.

A série Vortex, com um R^2 global horário de 70%, mostrou o melhor desempenho, permitindo obter a gama de desvios de produção mais estreita, assim como o erro absoluto médio mais baixo. Foi também a que apresentou os melhores resultados nos testes de auto previsão efetuados para avaliar a qualidade dos MCP.

A correção de longo termo trouxe melhorias substanciais nos resultados quando comparamos com a utilização direta de medições para as estimativas de produção do aerogerador.

A metodologia MCP permitiu, globalmente, melhores resultados em termos de estimativas de produção comparativamente ao método dos fatores de correção.

Abstract

Long term wind regime characterization is a key stage for wind power deployment. The exerted pressure by the fast development of this sort of projects end up limiting the duration of measurement campaigns which are, for most cases, of short term, conditioning their representativeness. Hence, the need for the extension of these wind measurements representativeness arises, which is achieved through the use of correlation and extrapolation techniques, as well as wind time series of greater temporal coverage.

With the work carried out, it is intended to characterize this stage of a wind farm project, describe long term datasets available for this purpose, as well as the long term correction methods commonly used in the wind energy industry.

A case study has been analyzed, based on a ten-year wind time series from a meteorological mast installed in the centre of Portugal.

Using a simulation software of the atmospheric flow, the energy production of a wind turbine was determined based on wind measurements of the target site for the ten year period. This value was assumed as the reference value.

The goal was to implement a Measure-Correlate-Predict method (MCP) using the least squares method, for two-year concurrent periods starting in 2008 and ending in 2018, in order to extend the representativeness of wind measurements over a period of ten years. The resulting long term series are composed by two years of measurements and eight extrapolated years. Afterwards, the wind turbine energy production was estimated with each one of the extrapolated wind time series and comparisons with the reference value were made.

The MCP method was established for three reference series. It was sought to understand if the R^2 could be a quality indicator of the energy production estimation, as well as analyze the performance of the long term reference datasets.

When we take a closer look at the relationship between the R^2 and the energy production estimation based on all the concurrent two-year periods used, this statistical parameter presents only slight variations, making assertive analysis difficult. Nevertheless, the long term reference dataset that showed the highest global correlation coefficient led to less diverted results. On the other hand, the reference series with the poorest correlation led to the most diverted ones.

Vortex series, with a global hourly R^2 of 70%, showed the best performance, allowing a shorter range of energy production deviations, as well as the lowest mean absolute error. This series also presented the best results in terms of self-prediction tests, used to assess the quality of the MCP methods.

The long term correction introduced substantial improvements in the results when we compare them with the direct use of wind measurements.

MCP method showed, overall, better results regarding production estimations compared to the correction factors method.

Agradecimentos

O apoio, ensinamentos e orientação providenciados por algumas pessoas permitiram a concretização desta dissertação, pelo que pretendo aqui deixar os meus agradecimentos às mesmas.

À minha mãe, Filomena, pela sua perseverança, resiliência e carácter demonstrados perante as inúmeras adversidades com as quais se deparou no seu caminho. Obrigado pelo teu apoio. Aos meus irmãos, Ricardo e Ana, pelas palavras de conforto em momentos mais duros.

Ao Eng.º Luís Miguel Seca por tudo aquilo que representa para mim enquanto profissional e ser humano, e às minhas primas Sara, Francisca e Caetana.

À Maria, pelo incansável apoio e compreensão que sempre teve para comigo nas horas mais difíceis. Obrigado por estares sempre presente, de uma forma ou de outra.

Obrigado aos meus amigos mais próximos que sempre se manifestaram disponíveis para discutir questões relacionadas com o meu trabalho, sobretudo àqueles com uma área de formação distinta da de Engenharia.

Pretendo expressar os meus sinceros agradecimentos ao Eng.º Álvaro Rodrigues pelo seu trabalho de orientação e pela sua disponibilidade e gosto para ensinar sempre mais. A sua habilidade natural para transmitir conhecimento e incentivar o raciocínio são de valor inestimável e despertaram em mim toda a curiosidade e interesse pela energia eólica. Os seus ensinamentos em muito contribuíram para o meu crescimento, tanto a nível profissional como pessoal. As minhas desculpas por nem sempre ter conseguido da melhor forma colocar em prática os conhecimentos que me transmitiu.

Ao Eng.º Bruno Silva pela sua inesgotável paciência para responder às minhas inúmeras questões ao longo dos últimos meses. A sua experiência e conhecimentos partilhados foram fundamentais para a concretização do meu trabalho e tornaram esta etapa mais enriquecedora. Obrigado pelos ensinamentos que foram para além do âmbito do tema desta dissertação, enquadrados com problemas reais de Engenharia.

Gostaria também de agradecer ao Eng.º José Carlos Matos e ao Eng.º Miguel Marques pela disponibilidade que demonstraram em discutir comigo tópicos relevantes e de maior interesse para este documento.

Ao Eng.º Nuno Cardoso, por ter conseguido encontrar sempre tempo para o esclarecimento de dúvidas e pelos seus valiosos conselhos que foram para além do tema tratado.

Por fim, gostaria de agradecer ao Instituto de Ciência e Inovação em Engenharia Mecânica e Engenharia Industrial (INEGI) a oportunidade de desenvolver a minha dissertação num ambiente profissional, intimamente ligado aos assuntos abordados nesta última.

“Concern for man and his fate must always form the chief interest of all technical endeavors. Never forget this in the midst of your diagrams and equations.”

Albert Einstein

Índice

1	Introdução.....	1
1.1	Enquadramento.....	1
1.2	Objetivos.....	1
1.3	Estrutura	2
2	Regime de ventos de longo termo	3
2.1	Caracterização do problema	3
2.2	Escalas temporais da variabilidade do vento	5
3	Fontes de dados de vento de longo termo	8
3.1	Observações meteorológicas de longo termo	9
3.1.1	Observações globais de superfície NCEP ADP.....	10
3.1.2	Observações de satélite da superfície oceânica <i>QuickSCAT</i>	10
3.1.3	Dados de <i>rawinsonde</i>	10
3.2	Séries de Reanálise	11
3.2.1	Reanálise de dados globais	12
3.2.2	Reanálise de dados de mesoescala.....	13
3.2.3	Reanálise de dados de microescala	15
3.3	Erros associados às séries de reanálise	16
3.4	Novo Atlas Europeu do Vento.....	17
4	Metodologias de correção de longo termo	19
4.1	Premissas de aplicabilidade dos métodos MCP	20
4.2	Requisitos para os dados de referência.....	22
4.3	Métodos regressivos	23
4.4	Métodos não regressivos	30
4.5	Erro associado à metodologia MCP	36
5	Caso de estudo.....	38
5.1	Caracterização do caso de estudo	38
5.2	Abordagem ao problema	38
5.3	Breve caracterização do regime de ventos observado	40
5.4	Utilização de anos medidos na estimativa de produção	47
5.5	Características das séries utilizadas	50
5.6	Testes de auto previsão.....	53
5.7	Implementação da metodologia MCP	55
5.7.1	MCP utilizando reanálise Vortex.....	55
5.7.2	MCP utilizando reanálise Merra-2 900 mbar	61

5.7.3	MCP utilizando reanálise Merra-2 50 m.....	67
5.8	MCP vs Método dos fatores de correção.....	72
5.9	R^2 como indicador de qualidade da estimativa de produção	73
6	Conclusões e trabalhos futuros.....	75
	Referências Bibliográficas	77
	Anexos	79

Índice de figuras

Figura 2.1 - Diagrama do processo de estimativa de produção de um aproveitamento eólico. .	4
Figura 2.2 - Variabilidade interanual do vento (2008-2017) e velocidade média registada para o período.	5
Figura 2.3 - Sazonalidade do vento para os 12 meses de um ano, para a velocidade e fluxo de potência. Em: Rodrigues, 2017.	6
Figura 2.4 - Variabilidade diária da velocidade do vento, com os perfis diários para as estações de Verão e Inverno. Em: Rodrigues, 2017.	6
Figura 2.5 - Desvio padrão percentual da variabilidade interanual da velocidade média do vento de longo termo na Europa. Em: https://www.wind-energy-the-facts.org/images/chapter1.pdf . 7	
Figura 3.1 - Estratégias de modelação utilizadas para as diferentes escalas meteorológicas. Em: https://www.vortexfdc.com/portfolio_page/validation-of-vortex-les-in-france/	8
Figura 3.2 - Distribuição espacial das cerca de 30.000 estações meteorológicas de acordo com a Organização Mundial de Meteorologia. A cor dos pontos marcados indica a extensão temporal (nº de anos) dos registos de acordo com a barra colorida numerada.....	9
Figura 3.3 - Distribuição global da informação proveniente das radiossondas. Em: https://bit.ly/2SI5OTa	11
Figura 3.4 - Ilustração do processo de downscaling. Em: https://www.vortexfdc.com/portfolio_page/validation-les-australia/	14
Figura 3.5 - Sistema de modelação Vortex para obtenção de séries de vento sintetizadas. Em: https://www.vortexfdc.com/portfolio_page/validation-of-vortex-les-in-turkey/	15
Figura 3.6 - Velocidade média do vento na Europa em 2017 (100 m a.n.s.), de acordo com o Novo Atlas Europeu do Vento. Em: https://bit.ly/2DTeb3R	18
Figura 4.1 - Procedimento habitualmente utilizado na implementação de metodologias de extensão da representatividade de dados observados. Em: Carta, Velásquez e Cabrera, 2013.	19
Figura 4.2: Velocidades do vento registadas para uma série de referência e para uma estação de medição. Em: Brower, 2012.	20
Figura 4.3 - Minimização do erro para o método dos mínimos quadrados lineares. Em: Jelinek, Zalud e Kilek, 2013.	23
Figura 4.4 - Correlação setorial de velocidades para um determinado setor, utilizando velocidades médias de 6 em 6 h.	24
Figura 4.5 - Distribuição setorial das ocorrências de acordo com a direção de referência. Em: Carta, Velásquez e Cabrera, 2013.	25
Figura 4.6 - Minimização do erro para o método dos mínimos quadrados ortogonais. Em: Jelinek, Zalud e Kilek, 2013.....	26
Figura 4.7 - Ajustamento linear pelo método Vertical Slice. Em: Lambert, Vertical Slice Algorithm, 2014.	28
Figura 4.8 - Ajuste linear de acordo com o método Speed Sort. Em: Grue, Speed Sort Algorithm, 2014.	29

Figura 4.9 - Representação gráfica dos índices de vento mensais num período concorrente de dois anos, para a série medida e série de referência.	33
Figura 4.10 - Representação matricial do valor médio da alteração em velocidade, com entradas vazias. Thøgersen et al., 2007.....	34
Figura 4.11 - Representação matricial após ajuste polinomial. Thøgersen et al., 2007.	34
Figura 4.12 - Esquema do procedimento adotado num teste de auto previsão.	36
Figura 5.1 - Rosa-dos-ventos com a representação dos pontos cardeais, colaterais e subcolaterais.	39
Figura 5.2 - Curvas de potência e de coeficiente de potência de um aerogerador Enercon 92.39	
Figura 5.3 - Histograma de frequências das ocorrências da série local (2008-2017) e ajustamentos de Weibull.....	41
Figura 5.4 - Rosa-das-ocorrências e rosa-das-velocidades para a série local.....	42
Figura 5.5 - Rosa-das-energias para a série local.	42
Figura 5.6 - Fluxo de potência médio anual e velocidade média anual (2008-2017).....	43
Figura 5.7 - Fluxo de potência médio mensal e velocidade média mensal (2008-2017).	43
Figura 5.8 - Fluxo de potência médio mensal e velocidade média mensal (2012-2013).	44
Figura 5.9 - Perfil diário médio da velocidade (2008-2017).	44
Figura 5.10 - Médias móveis de 4 meses (abril 2008-dezembro 2017).	44
Figura 5.11 - Médias Móveis de 24 meses (2008-2017).	45
Figura 5.12 - Dispersão de pontos das velocidades médias mensais no período compreendido entre janeiro de 2008 e dezembro de 2017.	46
Figura 5.13 - Desvios de velocidade e produção de energia, utilizando diretamente pares de anos consecutivos.	47
Figura 5.14 - Influência do número de anos medidos na estimativa de produção.	48
Figura 5.15 - Desvio do fator k face ao valor de referência, em função do número de anos utilizados para a estimativa de produção de um aerogerador.	49
Figura 5.16 - Médias móveis de 24 meses das séries utilizadas, para o período dos 10 anos..	51
Figura 5.17 - Perfil médio diário da velocidade para as séries Vortex, Merra-2 50 m e estação local (2008-2017).	52
Figura 5.18 - Erro absoluto médio de previsão da velocidade. As extremidades das barras limitam um desvio padrão relativamente ao valor médio.....	54
Figura 5.19 - Desvios de produção obtidos para os MCP e para os testes de auto previsão, tendo como referência de longo termo a série Vortex.....	60
Figura 5.20 - Desvios de produção obtidos após correção de longo termo e utilizando diretamente medições dos respetivos períodos, para a série Vortex.	60
Figura 5.21 - Influência do número de anos medidos na estimativa de produção de um aerogerador, tendo como referência a série Vortex.....	61
Figura 5.22 - Desvios de produção para os MCP implementados e para os testes de auto previsão, tendo como referência de longo termo a série Merra-2 900 mbar.	66

Figura 5.23 - Desvios de produção obtidos após correção de longo termo e utilizando diretamente medições dos respectivos períodos, para a série Merra-2 900 mbar.	66
Figura 5.24 - Desvios de produção obtidos para os MCP implementados e para os testes de auto previsão, tendo como referência a série Merra-2 50 m.	71
Figura 5.25 - Desvios de produção obtidos após correção de longo termo e utilizando diretamente medições dos respectivos períodos, para a série Merra-2 50 m.	71
Figura 5.26 - R^2 em função dos desvios de produção obtidos para os 9 períodos concorrentes utilizados no método MCP.	73
Figura 5.27 - R^2 global para as 3 séries de referência, em função do respectivo período concorrente.	73
 Figura A.1 - Função gama.	 79

Índice de Tabelas

Tabela 5.1 - Regime de ventos (WAsP), para o período de 10 anos da série local	47
Tabela 5.2 - Características das séries local, Vortex, Merra-2 50 m e Merra-2 900 mbar	50
Tabela 5.3 - R^2 médio mensal para as 3 séries de referência utilizadas	52
Tabela 5.4 - Resultados dos testes de auto previsão para os MCP estabelecidos com a série Vortex	53
Tabela 5.5 - Resultados dos testes de auto previsão para os MCP estabelecidos com a série Merra-2 900 mbar	53
Tabela 5.6 - Resultados dos testes de auto previsão para os MCP estabelecidos com a série Merra-2 50 m	53
Tabela 5.7 - Resultados setoriais do MCP no período concorrente de 2009/2010, correspondente ao melhor R^2 global obtido com a série Vortex	56
Tabela 5.8 - Resultados setoriais do MCP no período concorrente de 2011/2012, correspondente ao pior R^2 global obtido com a série Vortex	56
Tabela 5.9 - Correlações setoriais de velocidade para os setores 1 a 8, período 2009/2010, série Vortex	58
Tabela 5.10 - Correlações setoriais de velocidade para os setores 9 a 16, período 2009/2010, série Vortex	59
Tabela 5.11 - Resultados setoriais do MCP no período concorrente de 2015/2016, correspondente ao melhor R^2 global obtido, para a série Merra-2 900 mbar	62
Tabela 5.12 - Resultados setoriais do MCP no período concorrente de 2011/2012, correspondente ao pior R^2 global obtido, para a série Merra-2 900 mbar	63
Tabela 5.13 - Correlações setoriais de velocidade para os setores 1 a 8, período 2015/2016, série Merra-2 900 mbar	64
Tabela 5.14 - Correlações setoriais de velocidade para os setores 9 a 16, período 2015/2016, série Merra-2 900 mbar	65
Tabela 5.15 - Resultados setoriais do MCP implementado no período concorrente de 2009/2010, correspondente ao melhor R^2 global obtido, tendo como referência a série Merra-2 50 m	67
Tabela 5.16 - Resultados setoriais do MCP implementado no período concorrente de 2011/2012, correspondente ao pior R^2 global obtido, tendo como referência a série Merra-2 50 m	68
Tabela 5.17 - Correlações setoriais de velocidade para os setores 1 a 8, período 2009/2010, série Merra-2 50 m	69
Tabela 5.18 - Correlações setoriais de velocidade para os setores 9 a 16, período 2009/2010, série Merra-2 50 m	70
Tabela 5.19 - Desvios de produção obtidos para os períodos considerados em função da metodologia utilizada, para as 3 séries de referência	72
Tabela 5.20 - Erro médio absoluto e gama de desvios de produção obtidos com o método MCP, para as 3 séries de referência	72

Tabela 5.21 - Erro médio absoluto e gama de desvios de produção obtidos com o método dos fatores de correção, para as 3 séries de referência.....	72
Tabela B.1 - Resultados setoriais do MCP no período concorrente 2008/2009.....	80
Tabela B.2 - Resultados setoriais do MCP no período concorrente 2010/2011.....	80
Tabela B.3 - Resultados setoriais do MCP no período concorrente 2012/2013.....	81
Tabela B.4 - Resultados setoriais do MCP no período concorrente 2013/2014.....	81
Tabela B.5 - Resultados setoriais do MCP no período concorrente 2014/2015.....	82
Tabela B.6 - Resultados setoriais do MCP no período concorrente 2015/2016.....	82
Tabela B.7 - Resultados setoriais do MCP no período concorrente 2016/2017.....	83
Tabela C.1 - Resultados setoriais do MCP no período concorrente 2008/2009.....	84
Tabela C.2 - Resultados setoriais do MCP no período concorrente 2010/2011.....	84
Tabela C.3 - Resultados setoriais do MCP no período concorrente 2012/2013.....	85
Tabela C.4 - Resultados setoriais do MCP no período concorrente 2013/2014.....	85
Tabela C.5 - Resultados setoriais do MCP no período concorrente 2014/2015.....	86
Tabela C.6 - Resultados setoriais do MCP no período concorrente 2015/2016.....	86
Tabela C.7 - Resultados setoriais do MCP no período concorrente 2016/2017.....	87
Tabela D.1 - Resultados setoriais do MCP no período concorrente 2008/2009.....	88
Tabela D.2 - Resultados setoriais do MCP no período concorrente 2009/2010.....	88
Tabela D.3 - Resultados setoriais do MCP no período concorrente 2010/2011.....	89
Tabela D.4 - Resultados setoriais do MCP no período concorrente 2012/2013.....	89
Tabela D.5 - Resultados setoriais do MCP no período concorrente 2013/2014.....	90
Tabela D.6 - Resultados setoriais do MCP no período concorrente 2014/2015.....	90
Tabela D.7 - Resultados setoriais do MCP no período concorrente 2016/2017.....	91

1 Introdução

1.1 Enquadramento

Na análise de projetos de aproveitamento da energia do vento, reveste-se de especial importância a caracterização do regime de ventos de longo termo, isto é, das características médias e, para certas grandezas, extremas, esperadas durante a vida útil estimada para o projeto, tipicamente 25 a 30 anos.

A variabilidade do recurso eólico em diferentes escalas temporais, nomeadamente a variabilidade interanual, não permite que os dados de vento obtidos e analisados ao longo de campanhas de medição locais, geralmente de curta duração (1 a 3 anos), sejam suficientes para aceder aos parâmetros que permitam fundamentar os estudos de viabilidade de implantação de um aproveitamento eólico, quando se pretende estimar a sua produção energética com uma incerteza tão baixa quanto possível. É improvável que um período de medição curto permita obter valores que possam refletir corretamente as condições de vento de longo termo da região em estudo. Torna-se, assim, necessário recorrer a técnicas de correlação e extrapolação de dados e a séries de vento de outras proveniências de maior cobertura temporal, com o intuito de estender a representatividade do regime de ventos observado.

Os métodos utilizados para esta finalidade são habitualmente denominados métodos de extensão da representatividade de dados ou métodos de correção de longo termo, podendo categorizar-se de forma mais abrangente em métodos determinísticos e métodos estocásticos. Os primeiros assentam em modelos de simulação do escoamento atmosférico com base em dados provenientes de um local de referência e não serão alvo de estudo. Os métodos estocásticos permitem uma abordagem estatística do problema em estudo através do estabelecimento de correlações entre dois conjuntos de dados, em que um deles diz respeito aos dados de vento obtidos ao longo de uma campanha de medição num determinado período e o outro aos dados de vento de uma proveniência de referência no período concorrente ao anterior. Os dados de referência servirão como base para a posterior extrapolação de longo termo através da metodologia utilizada, obtendo-se uma estimativa das condições de longo termo que representam o regime de ventos local.

A indústria da energia eólica é hoje particularmente exigente no que diz respeito à incerteza das estimativas de produção, dadas as menores margens deste negócio relativamente às do passado, pelo que a caracterização do regime de ventos de longo termo é de enorme importância.

1.2 Objetivos

A elaboração do presente documento visa, primeiramente, fazer uma descrição do estado da arte de uma das etapas chave no projeto de implantação de um aproveitamento da energia do vento, o regime de ventos de longo termo, descrevendo-se a sua natureza e relevância no contexto energético. Pretende-se também uma inventariação das principais fontes de dados de longo termo, utilizadas como referência para a extensão da representatividade de dados observados em campanhas de medições locais, analisando a sua disponibilidade e características, assim como a sua adequabilidade em diferentes situações, não esquecendo as limitações associadas à sua utilização.

Objetiva-se, igualmente, a compilação de um conjunto diversificado de metodologias de correção de longo termo de medições de vento, amplamente utilizadas na indústria da energia eólica, discutindo-se as premissas de aplicabilidade destas metodologias e respetivas incertezas.

Foi levado a cabo um caso de estudo com o intuito de estender a representatividade de dados observados, provenientes de uma estação meteorológica instalada numa zona montanhosa no centro de Portugal. Através de uma metodologia MCP, pelo método dos mínimos quadrados lineares, com períodos concorrentes bianuais e recorrendo a três séries de reanálise como fontes de dados de vento de longo termo, determinou-se a estimativa de produção de energia de um aerogerador. Pretende-se analisar o desempenho e adequabilidade destas séries de referência, avaliar a qualidade do método utilizado através de testes de auto previsão e compreender em que medida o coeficiente de correlação de dados se poderá apresentar como um indicador de qualidade da estimativa de produção de uma máquina.

Por fim, pretende-se comparar o desempenho do método MCP com uma outra metodologia frequentemente utilizada neste tipo de estudos, de implementação menos morosa e de carácter mais simplista.

1.3 Estrutura

Para além deste capítulo introdutório, esta dissertação inclui mais cinco capítulos.

No capítulo 2 caracteriza-se o conceito de regime de ventos de longo termo, nomeadamente o que representa, qual a sua importância no processo de estimativa de produção de um aproveitamento eólico e de que forma podem ser estimadas as condições de longo termo de um local. São igualmente abordadas as escalas temporais da variabilidade do vento e sua importância.

O capítulo 3 visa descrever a natureza e principais características das fontes de dados de longo termo mais utilizadas na estimativa do regime de ventos de longo termo, assim como os erros conhecidos que estão associados à utilização de séries de reanálise como referência para as estimativas de produção energética.

Foi feita uma compilação de metodologias de extensão da representatividade de dados de vento mais utilizadas na indústria da energia eólica, visando incluir um conjunto diversificado de métodos no que à forma como a relação entre os dados é estabelecida diz respeito. A descrição dos mesmos é feita ao longo do capítulo 4, abordando-se inicialmente as premissas de aplicabilidade deste tipo de metodologias.

O capítulo 5 é dedicado ao caso de estudo analisado, caracterizando-se o problema em estudo, abordagem tomada, objetivos pretendidos, metodologias utilizadas, descrição dos cenários equacionados e discussão dos resultados obtidos.

Por fim, no capítulo 6 apresentam-se as conclusões do trabalho levado a cabo, assim como sugestões de trabalhos futuros no âmbito do regime de ventos de longo termo, que possam contribuir para o desenvolvimento destas metodologias.

2 Regime de ventos de longo termo

2.1 Caracterização do problema

A estimativa de produção de um aproveitamento de base eólica implica um vasto conjunto de etapas a seguir para atingir este propósito. A análise da variabilidade temporal do vento é fundamental quando se pretende descrever o regime de ventos em locais adequados para o desenvolvimento de potência eólica. As campanhas de medição de vento realizadas são tipicamente de curta duração (1 a 3 anos), período para o qual é improvável que os dados das medições sejam representativos das condições de longo termo do regime de ventos local. Por representatividade entende-se quão bem uma série temporal representa as condições de longo termo do vento num determinado local (Liléo 2013). Deste modo, torna-se fundamental a utilização de metodologias que permitam aceder às condições de vento de longo termo que melhor representam o local, mitigando uma insuficiente representatividade das medições. Esta é uma etapa chave para que as estimativas de produção possam ser feitas com uma incerteza tão baixa quanto possível.

A variabilidade interanual do recurso leva a que, de ano para ano, variem a produção e as receitas de um investimento desta natureza. Todavia, na análise da sua viabilidade e na montagem financeira do projeto, é indispensável dispor de uma estimativa média daqueles valores, à qual se acede a partir do regime de ventos médio estimado para o longo termo. A estimativa do regime de ventos de longo termo é precisamente a etapa no âmbito da qual esta dissertação foi levada a cabo.

Apresenta-se na Figura 2.1 um diagrama que ilustra de forma global o processo de estimativa de produção de um parque eólico, desde a etapa inicial, onde é feita a escolha do local, até à final, onde é estimada a produção e respetivas incertezas.

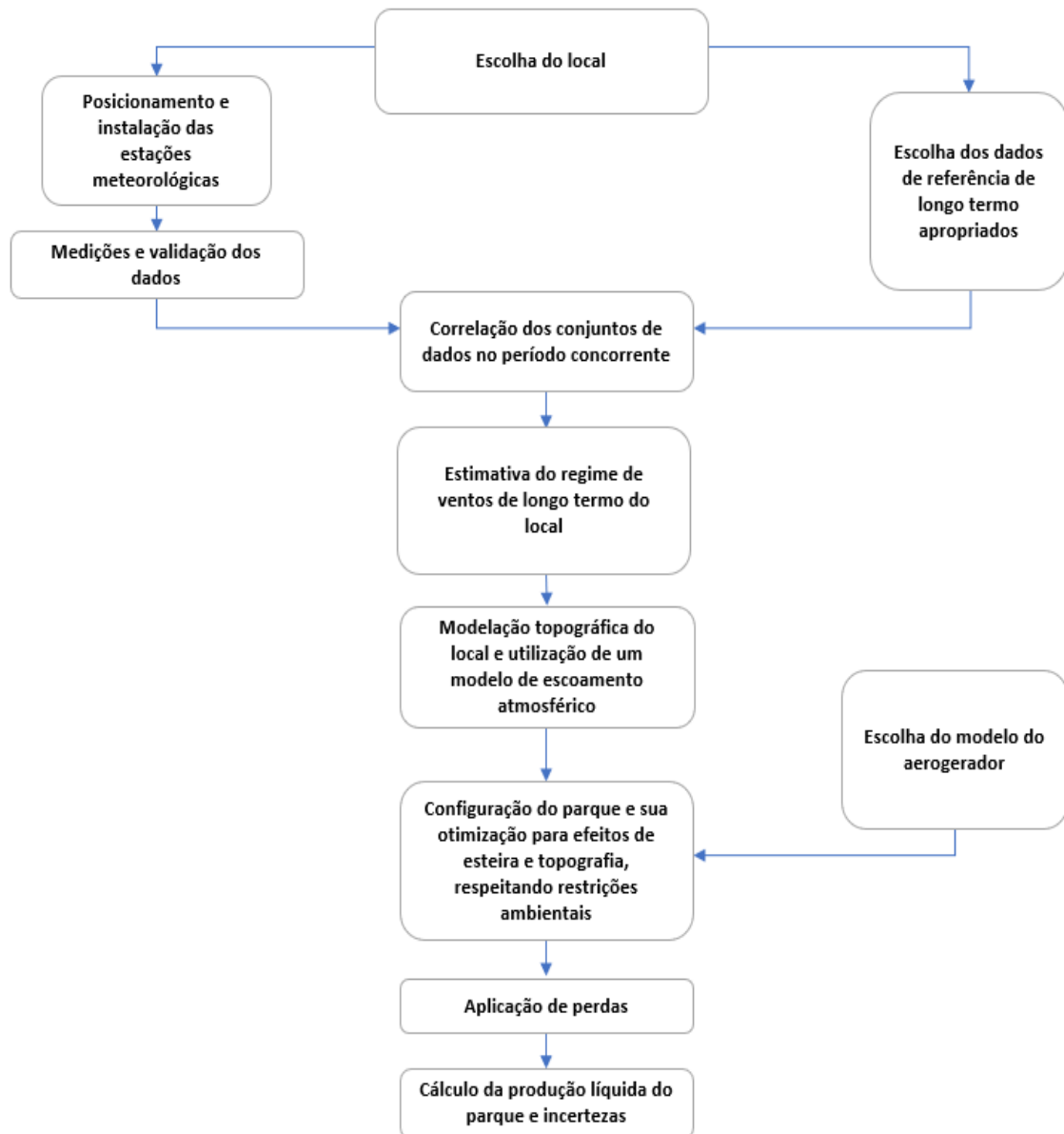


Figura 2.1 - Diagrama do processo de estimativa de produção de um aproveitamento eólico.

A determinação destas condições é feita recorrendo a metodologias de correção de longo termo, cujos elementos basilares para a sua implementação são os dados de vento observados localmente ao longo de um dado período (curto termo) e os dados de vento de longo termo de um local/proveniência, representativo do local em estudo.

Quão bem os dados de curto termo representam as condições de longo termo é, sobretudo, determinado pela qualidade das medições levadas a cabo e pela extensão do período de medição. Um período de um ano conseguirá captar variações sazonais do vento, mas será incapaz de captar variações de longo termo, nomeadamente a variabilidade interanual do recurso. Por conseguinte, é necessário encontrar uma série de dados de longo termo de muito maior extensão temporal que possa, apropriadamente, representar o regime de ventos do local onde foram efetuadas as medições. A qualidade desta representatividade, assim como as características e natureza dos dados de referência de longo termo, devem ser tidas em conta.

Deve ser definido o período para o qual se pretende estimar a produção energética e quão longe no tempo deveremos recuar para prever as condições de vento futuras no período de interesse. É importante realçar que um parque eólico tem um tempo de vida útil de aproximadamente 25 anos, é um investimento de capital intensivo e alvo de grande escrutínio por parte das instituições financeiras. Do ponto de vista do investidor, poderemos dizer que o período de amortização, para o qual a dívida deverá ser paga, é habitualmente entre doze e quinze anos. Para tal, precisa de saber qual a energia produzida pelo parque no decorrer desse mesmo período. No caso de não existir dívida, o período de interesse é o tempo de vida útil do parque (Liléo et al. 2013).

2.2 Escalas temporais da variabilidade do vento

O vento é um fenómeno climatológico complexo, resultante da conjugação de diferentes efeitos, intervindo em diferentes escalas temporais e espaciais. A sua caracterização adequada implica um conjunto de metodologias e conhecimentos cuja natureza depende da finalidade pretendida (Rodrigues 2017). A caracterização do recurso eólico com o objetivo de implantar um aproveitamento energético é particularmente exigente no que ao rigor desta caracterização diz respeito.

As escalas temporais habitualmente utilizadas para a descrição da variabilidade do vento são a variabilidade diária, a sazonalidade e a variabilidade interanual. Uma campanha de medição local com uma duração mínima de dois anos permitirá uma caracterização do recurso atendendo às escalas temporais supramencionadas, ainda que uma maior cobertura temporal seja mais adequada para uma melhor descrição do regime de ventos observado no que à variabilidade interanual diz respeito.

O padrão diário e a sazonalidade da velocidade do vento são frequentemente bons indicadores do tipo de clima de ventos. Uma baixa variabilidade diária ao longo do ano é uma característica de climas oceânicos ou locais no topo de grandes montanhas. Uma elevada variabilidade diária no Verão e baixa no Inverno são, em grande medida, características da Europa a Norte dos Alpes (Troen e Petersen 1989).

Nas Figuras 2.2, 2.3 e 2.4 apresentam-se exemplos genéricos associados a estas diferentes escalas temporais de variabilidade do recurso.

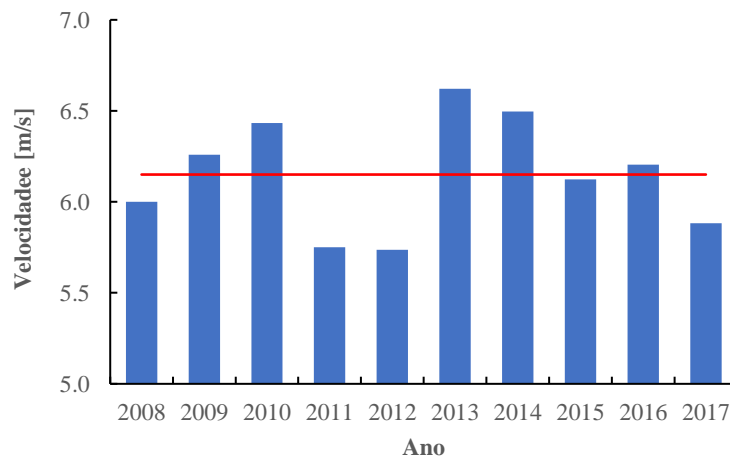


Figura 2.2 - Variabilidade interanual do vento (2008-2017) e velocidade média registada para o período.

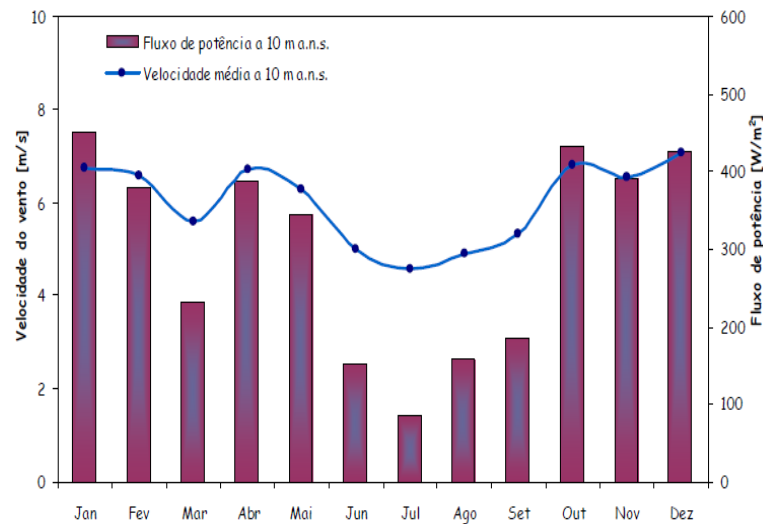


Figura 2.3 - Sazonalidade do vento para os 12 meses de um ano, para a velocidade e fluxo de potência. Em: Rodrigues, 2017.

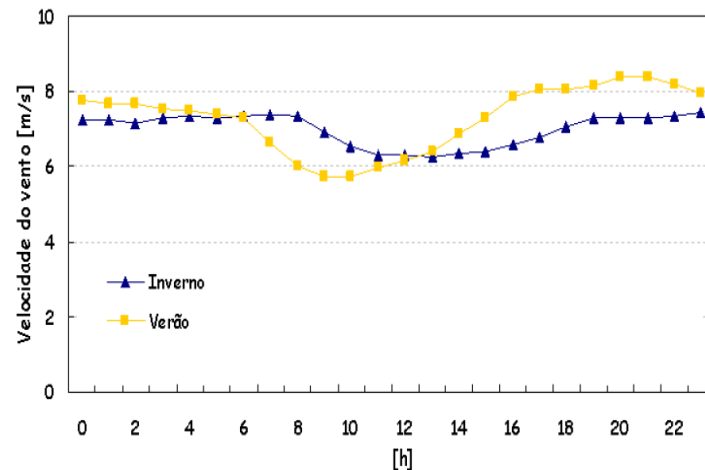


Figura 2.4 - Variabilidade diária da velocidade do vento, com os perfis diários para as estações de Verão e Inverno. Em: Rodrigues, 2017.

Como consequência da variabilidade interanual do vento, uma das primeiras preocupações acerca do local onde se equaciona o desenvolvimento de potência eólica reside na velocidade média de longo termo para esse local (Carta e Velázquez 2011).

A variabilidade interanual quantifica a variação da velocidade média anual do vento de ano para ano. Trata-se de uma importante fonte de incerteza associada à estimativa de produção energética de um aproveitamento eólico e está altamente dependente do local em estudo. O desvio padrão da velocidade média anual é uma estatística habitualmente utilizada como medida da variabilidade interanual num determinado período. A utilização de séries de reanálise poderá constituir uma primeira abordagem de forma a estimar o valor tomado por este parâmetro, e que influência poderá ter num determinado local, visando a construção de um aproveitamento energético. A Figura 2.5 apresenta um mapeamento simplificado do desvio padrão da velocidade média do vento de longo termo na Europa.

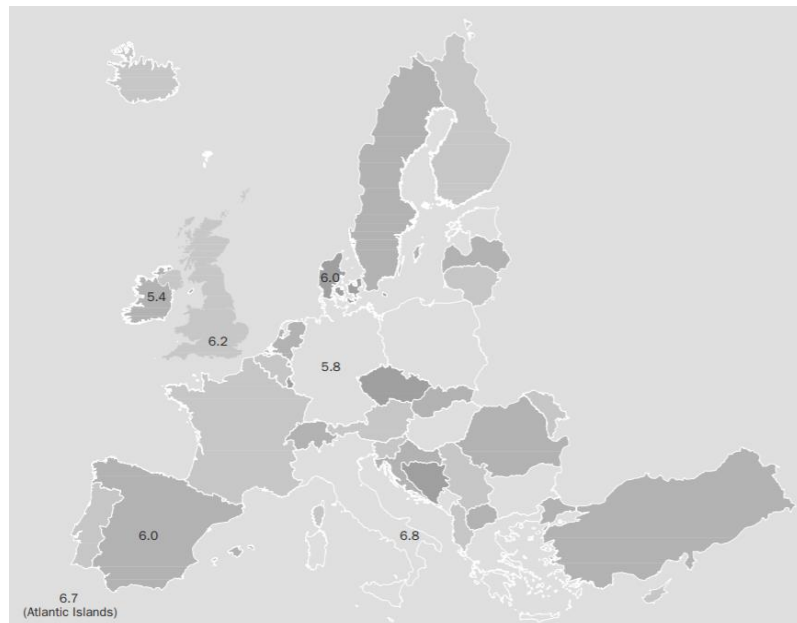


Figura 2.5 - Desvio padrão percentual da variabilidade interanual da velocidade média do vento de longo termo na Europa. Em: <https://www.wind-energy-the-facts.org/images/chapter1.pdf>

A variabilidade interanual na Europa tende a ser bastante homogênea e poderá ser razoavelmente caracterizada por uma distribuição normal com um desvio padrão de 6%. Este dado poderá ser importante aquando da avaliação das incertezas na produção energética de um aproveitamento eólico (Gardner et al. 2002).

O conhecimento desta variabilidade reveste-se de especial importância sobretudo devido às seguintes razões:

- De acordo com Liléo et al. (2013), uma variabilidade interanual de 3 a 7% corresponde a uma variação em termos de produção anual de energia elétrica de um parque eólico de 8 a 18%, assumindo um fator de 2.5 entre alteração em energia e alteração em velocidade do vento, ainda que seja um fator bastante variável em função do próprio local. Assim, a produção anual de um aproveitamento eólico poderá estar desviada 8 a 18% apenas devido a esta escala temporal de variabilidade do recurso. A consciencialização para este facto é de particular importância para os investidores.
- Locais com uma expectável variabilidade interanual de maiores proporções, poderão exigir períodos de medição mais longos de forma a obter uma representação mais precisa do regime de ventos local.

Esta escala de variabilidade temporal do recurso apresenta-se, assim, como uma importante componente de incerteza na estimativa de produção de um parque que não pode ser deixada de parte, tornando-se aconselhável adotar abordagens preliminares que permitam, de alguma forma, quantificar a expectável variabilidade interanual de um dado local, potencialmente adequado à instalação de um aproveitamento energético.

3 Fontes de dados de vento de longo termo

Pretende-se nesta secção fazer uma caracterização das fontes de dados de longo termo mais utilizadas na indústria da energia eólica, com vista à implementação de metodologias de correção de longo termo, visando a estimativa de produção de um aproveitamento energético. A Figura 3.1 ilustra as escalas espaciais e temporais de maior interesse para esta indústria.

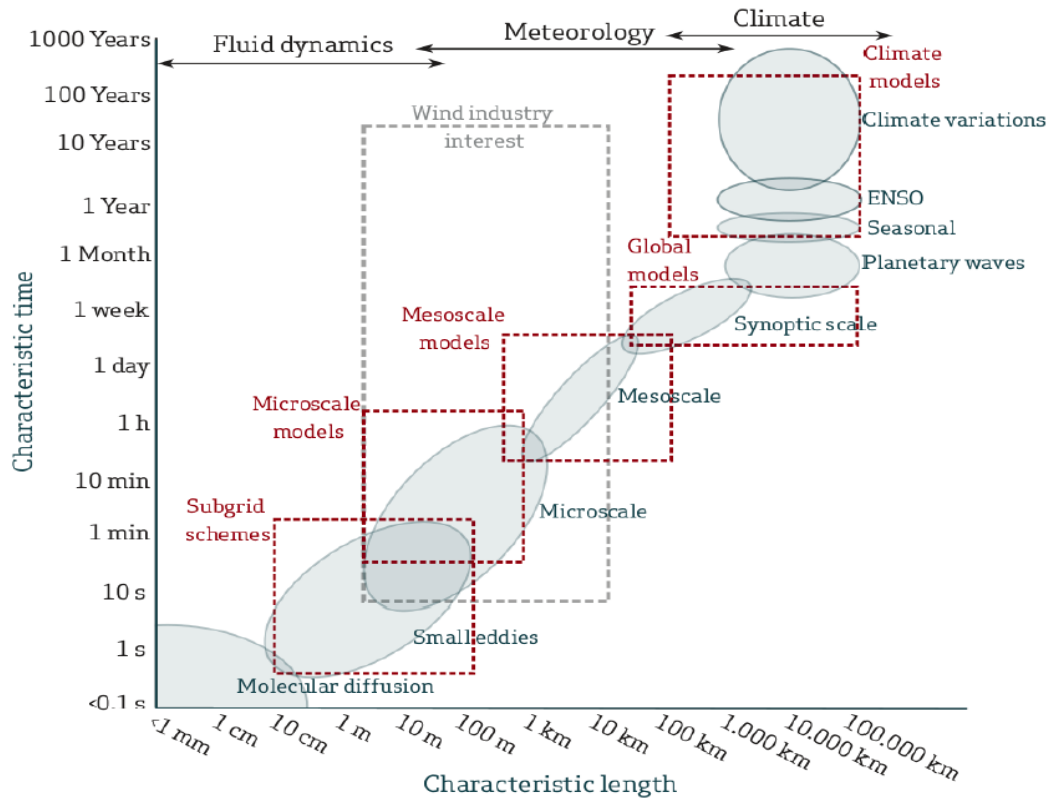


Figura 3.1 - Estratégias de modelação utilizadas para as diferentes escalas meteorológicas.

Em: https://www.vortexfdc.com/portfolio_page/validation-of-vortex-les-in-france/

Uma fonte de dados de longo termo ideal passaria por aceder aos dados meteorológicos observados numa estação de referência, localizada nas proximidades do local onde se pretende implantar um aproveitamento da energia do vento, cujos protocolos apropriados de instalação e calibração dos sensores fossem meticulosamente seguidos, com anemómetros de qualidade que permitissem uma incerteza nas medições tão baixa quanto possível. A cada doze meses os sensores teriam sido substituídos e novamente calibrados para posterior utilização. Durante este novo processo de calibração poderia inferir-se quanto à ordem de grandeza das incertezas incorridas ao longo do respetivo período. Idealmente, os dados seriam representativos do regime de ventos local, com uma extensão temporal suficientemente elevada que permitisse uma estimativa precisa das condições de vento de longo termo. No entanto, a existência de uma fonte de dados desta qualidade é muito pouco frequente, obrigando à utilização de outras alternativas.

3.1 Observações meteorológicas de longo termo

As observações locais provenientes de estações de monitorização operadas por instituições meteorológicas são uma fonte de dados de extrema utilidade, que realizam medições relativas a diversos parâmetros atmosféricos tais como pressão barométrica, temperatura, humidade relativa, precipitação e velocidade e direcção do vento. Ainda que utilizadas sobretudo para previsões meteorológicas e monitorização das condições climáticas, poderão apresentar-se como uma valiosa fonte de dados de longo termo quando apresentam uma cobertura temporal suficientemente extensa. Um dos inconvenientes será o facto de muitas estações meteorológicas de superfície apenas registarem valores de velocidade e direcção do vento para uma distância de 10 m a.n.s., dados que poderão correlacionar mal com medições efetuadas a maior altura por sofrerem de forma mais severa a influência de fatores como a presença de obstáculos e o crescimento da vegetação no meio envolvente.

Na Figura 3.2 encontra-se uma representação da cobertura espacial de estações meteorológicas à escala mundial.

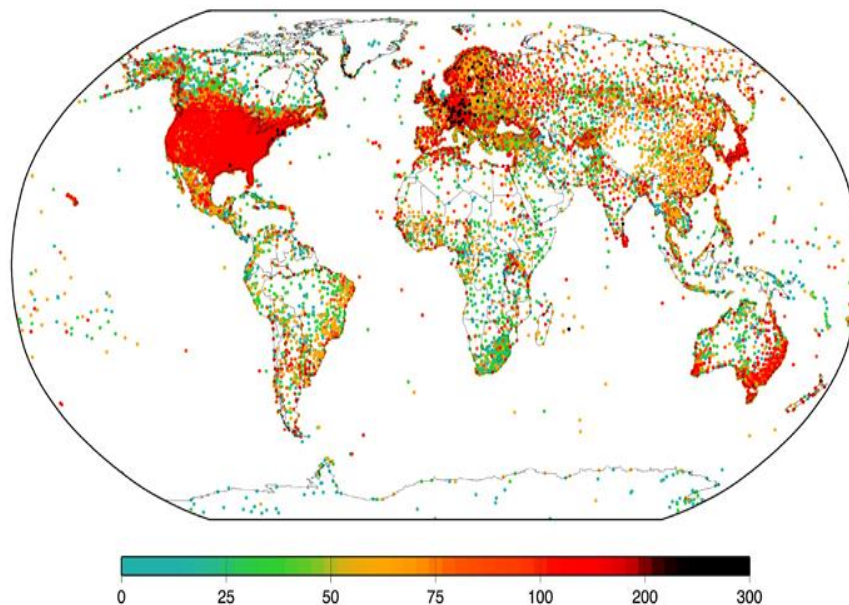


Figura 3.2 - Distribuição espacial das cerca de 30.000 estações meteorológicas de acordo com a Organização Mundial de Meteorologia. A cor dos pontos marcados indica a extensão temporal (nº de anos) dos registos de acordo com a barra colorida numerada.

Portugal dispõe, atualmente, de uma rede operacional de estações meteorológicas automáticas de superfície constituída por 93 estações, 78 das quais no Continente, 9 no arquipélago dos Açores e 6 no arquipélago da Madeira. Efetuam registos de 10 em 10 minutos acerca de vários parâmetros atmosféricos, elaborando automaticamente mensagens em forma de código, enviadas à escala horária para a sede do Instituto Português do Mar e da Atmosfera e difundidas internacionalmente (IPMA 2019).

3.1.1 Observações globais de superfície NCEP ADP

O conjunto de dados do National Center for Environmental Prediction Automated Data Processing (NCEP ADP) diz respeito a observações meteorológicas de superfície e de plataformas marítimas. Trata-se de um conjunto de observações sinóticas de superfície, isto é, observações realizadas perto da superfície, simultaneamente em diferentes estações espalhadas pelo globo. Utilizam o sistema global de coordenadas de telecomunicações denominado Global Telecommunications System (GTS). Incluem relatórios meteorológicos de estações automatizadas cujos relatórios são gerados a cada 6 horas, assim como relatórios de aeroportos e bases militares gerados hora a hora.

As observações meteorológicas *offshore* que fazem parte desta fonte de dados de longo termo são registadas em navios, boias marítimas ancoradas ou à deriva e estações marítimas. A disponibilidade dos conjuntos de dados começa em 1999, prolongando-se até ao presente (Liléo et al. 2013).

Existe, todavia, uma limitação inerente à utilização desta fonte de dados, na medida em que a distribuição espacial das estações meteorológicas de superfície variou consideravelmente ao longo do tempo, originando lacunas na cobertura espacial e temporal destas estações. Alterações nas suas localizações, no seu meio envolvente, mudanças no tipo de equipamento de medição utilizado e no sistema de aquisição de dados e tempos de observação diferentes são também alguns fatores que poderão limitar a sua utilização.

3.1.2 Observações de satélite da superfície oceânica *QuickSCAT*

O satélite *QuickSCAT* foi lançado no ano de 1999 com o intuito de efetuar medições de vento junto à superfície oceânica, tendo estado operacional até ao final do ano de 2009. O *QuickSCAT* foi instrumentado com um radar que emitia pulsos de micro-ondas com uma frequência de cerca de 14 GHz até à superfície da Terra, sendo emitidos de volta para o instrumento. A potência dos pulsos de regresso depende da rugosidade da superfície oceânica que, por sua vez, está intimamente relacionada com a velocidade e direção do vento próximos da superfície. Desta forma, os valores destes parâmetros 10 m acima da superfície oceânica poderão ser inferidos a partir da potência dos pulsos de micro-ondas enviados de volta ao satélite. Uma das dificuldades associadas a estas observações passa por distinguir as alterações da rugosidade da superfície causadas pelas alterações na velocidade e direção do vento junto a esta, ou causadas pela chuva (Liléo et al. 2013). Assim, os valores inferidos tornam-se menos fidedignos na presença de precipitação. Os dados do *QuickSCAT* estão disponíveis para o período compreendido entre 19/07/1999 e 19/11/2009. Apresentam uma resolução espacial de 0,25° x 0,25° com registos duas vezes ao dia.

3.1.3 Dados de *rawinsonde*

A radiossonda é caracterizada por um conjunto de equipamentos e sensores transportados por balões meteorológicos, com a finalidade de medir valores de parâmetros atmosféricos diversos como altitude, pressão absoluta, temperatura e humidade relativa, operando na frequência de ondas de rádio. Estes valores são posteriormente transmitidos para um dispositivo recetor fixo. A *rawinsonde* é um tipo de radiossonda particularmente

interessante pois para além dos parâmetros atmosféricos medidos pelas radiossondas comuns, mede também velocidade e direção do vento.

Apesar da fiabilidade e consistência desta fonte de dados, a verdade é que existem em número reduzido comparativamente a estações meteorológicas de superfície e habitualmente recolhem dados apenas a cada 12 h, a alturas acima da camada limite planetária. Este facto poderá limitar a sua utilização para o fim aqui em vista, pois poderão correlacionar substancialmente pior com os dados observados num dado local.

Deve, no entanto, realçar-se a sua particular importância nos estudos de clima em altitude, sua variabilidade e eventuais alterações, nos estudos de poluição atmosférica através da determinação da estabilidade da atmosfera e na segurança e economia das operações de navegação aérea (IPMA 2019a).

Na Figura 3.3 encontra-se representada a forma como os dados medidos pelas radiossondas são transmitidos à escala global.

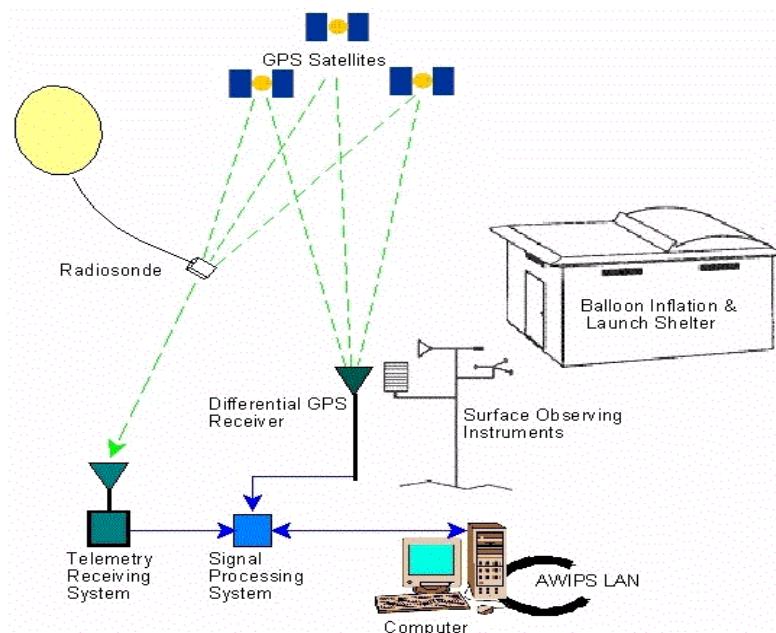


Figura 3.3 - Distribuição global da informação proveniente das radiossondas. Em: <https://bit.ly/2SI5OTa>

3.2 Séries de Reanálise

As séries de reanálise tiveram a sua génese num projeto conjunto entre o National Center for Environmental Prediction (NCEP) e o National Center for Atmospheric Research (NCAR) no ano de 1991. Surgiu como desenvolvimento de um projeto prévio do NCEP, o Climate Data Assimilation System (CDAS), que se iniciou em 1989 devido às alterações climáticas que se estavam a verificar na década anterior, de modo a introduzir melhorias no que à previsão meteorológica diz respeito. Equacionou-se que o projeto teria uma utilidade acrescida se fosse levado a cabo para um longo período. Posto isto, o NCEP e o NCAR começaram a desenvolver séries de reanálise, entre 1990 e 1994, com o objetivo de produzir inicialmente 40 anos de

reanálise a partir do ano de 1957 (Rio 2008). No entanto, a produção destas séries estende-se desde 1948 até ao presente.

A reanálise atmosférica consiste na utilização de um sistema de assimilação de dados que é responsável pela recolha de informação observada, abrangendo um longo período passado. Os dados observados são de proveniências diversas, tais como estações meteorológicas de superfície, balões meteorológicos, satélites, aeronaves, relatórios de dados de aeroportos, entre outros. O facto de estas proveniências de informação terem diferentes resoluções espaciais e diferentes tempos de observação, levou à utilização de um avançado sistema de assimilação de dados responsável por criar uma descrição do estado atmosférico, numa grelha horizontal uniforme e coerente do ponto de vista espacial e temporal.

A sua utilização torna-se atrativa quando se pretendem implementar metodologias de correção de longo termo pois são geralmente gratuitas e estão disponíveis numa rede global pública, não obrigando a uma pesquisa exaustiva de estações meteorológicas adequadas. Para além desta razão, apresentam normalmente uma extensão temporal mais alargada comparativamente a outras fontes de dados.

3.2.1 Reanálise de dados globais

NCEP/NCAR

As séries de reanálise NCEP/NCAR são gratuitas e de fácil acesso, constituindo, assim, uma fonte de dados de longo termo largamente utilizada.

O primeiro projeto NCEP/NCAR, *Reanalysis 1*, conta com uma disponibilidade de dados desde 1948, apresentando uma resolução temporal de 6 h e uma resolução espacial horizontal de $2,5^\circ \times 2,5^\circ$ a diferentes níveis de pressão e níveis sigma. A coordenada sigma de um determinado nível vertical é dada pelo rácio entre a pressão a esse nível e a pressão superficial. Assim, um nível sigma de 0,995 diz respeito a um nível vertical onde a pressão é 99,5% da pressão superficial, correspondendo a uma altura de aproximadamente 42,2 metros acima do nível do solo, assumindo condições atmosféricas *standard*.

O segundo projeto NCEP/NCAR, *Reanalysis 2*, é uma versão melhorada do projeto prévio que inclui mais observações, correções de erros e parametrizações atualizadas. As resoluções temporais e espaciais coincidem com as do projeto *Reanalysis 1*. Todavia, os dados estão disponíveis apenas desde 1979 (Liléo et al. 2013).

NCEP/CFSR e NCEP/CFSv2

No ano de 2010, o NCEP apresentou um novo conjunto de dados de reanálise chamado Climate Forecast System Reanalysis (CFSR). O modelo geral de circulação atmosférica utilizado no processo de assimilação dos dados apresenta diversas melhorias relativamente aos modelos utilizados nos projetos de reanálise NCEP/NCAR originalmente concebidos. Apresentam, para os dados de vento, uma resolução temporal de 6 h e uma resolução espacial horizontal de $0,5^\circ \times 0,5^\circ$ para um nível de interesse vertical de 0,995 sigma.

O conjunto de dados NCEP/CFSR cobriu inicialmente o período compreendido entre 1979 e março de 2011. Porém, nesta data o NCEP atualizou o seu sistema de previsão de acordo com o utilizado para criar o NCEP/CFSR, originando o sistema Climate Forecast System Version 2 (CFSv2) que assimila dados desde março de 2011 até ao presente com as mesmas resoluções do CFSR (Liléo et al. 2013).

MERRA-2

A Modern-Era Retrospective analysis for Research and Applications Version 2 (MERRA2) é uma reanálise atmosférica da National Aeronautics and Space Administration (NASA) que fornece dados desde 1980, tendo sido introduzida para substituir a original MERRA. Desenvolvimentos no seu sistema de assimilação de dados permitem, agora, uma recolha mais diversificada de tipos de dados a partir de um maior número de técnicas de medição. O principal motivo de interesse que esteve na base da substituição da MERRA pela MERRA-2 residiu sobretudo, no facto de o sistema de assimilação de dados MERRA ter congelado em 2008, incapacitando a recolha de importantes novos tipos de dados. À medida que os instrumentos mais antigos de satélites falhavam, o número de observações disponíveis para assimilação estava rapidamente a diminuir.

As coleções de dados MERRA-2 são fornecidas numa grelha horizontal com 576 pontos na direção longitudinal e 361 pontos na direção latitudinal, correspondendo a uma resolução espacial horizontal de $0,625^\circ \times 0,5^\circ$. Os dados são interpolados espacialmente na grelha latitude-longitude para a conveniência do utilizador. No que diz respeito à estrutura vertical, os dados são fornecidos para uma altura de 50 m acima do nível do solo e para 42 níveis de pressão, desde os 1000 hPa até aos 0,1 hPa (Bosilovich, Lucchesi e Suarez 2015).

ERA-5

ERA5 é a 5ª geração de reanálise atmosférica produzida pelo European Centre for Medium-Range Weather Forecasts (ECMWF), disponível desde 1979, que veio substituir a reanálise ERA-Interim, apresentando melhorias substanciais a diversos níveis, nomeadamente no que diz respeito à resolução espacial. São disponibilizados conjuntos de dados com periodicidade horária numa resolução espacial de 31 km em 137 níveis diferentes, desde a superfície até 0,01 hPa (Hennermann e Berrisford 2018). O período de elaboração das séries iniciou-se em janeiro de 2016, terminando no final de 2017 com atualização de dados permanente, praticamente em tempo real.

Uma das inovações das séries de reanálise ERA5 é o facto de apresentarem informação relativa às incertezas dos diferentes parâmetros, em intervalos de 3 h para uma resolução espacial de 62 km.

3.2.2 Reanálise de dados de mesoescala

A reanálise de dados globais apresenta, tipicamente, uma resolução temporal e espacial pouco refinada. Nos últimos 15 anos temos vindo a assistir, por parte da comunidade da

indústria eólica, a uma crescente aceitação de modelos de mesoescala para a obtenção de dados utilizados como fontes de longo termo fidedignas (Langreder e Højstrup 2015).

A utilização de dados de mesoescala para a elaboração de séries de reanálise permite uma melhor resolução, tanto a nível temporal como espacial, podendo representar o regime de ventos local de forma mais precisa. Os modelos de mesoescala podem ser utilizados para fazer o *downscaling* dos dados para uma grelha horizontal de resolução espacial melhorada, tipicamente 1x1 km a 10x10 km, geralmente com resolução temporal horária.

De realçar que estes dados de mesoescala disponíveis no mercado não são de acesso público, contrariamente às séries de reanálise de dados globais. A Figura 3.4 exemplifica o processo espacial de *downscaling*.

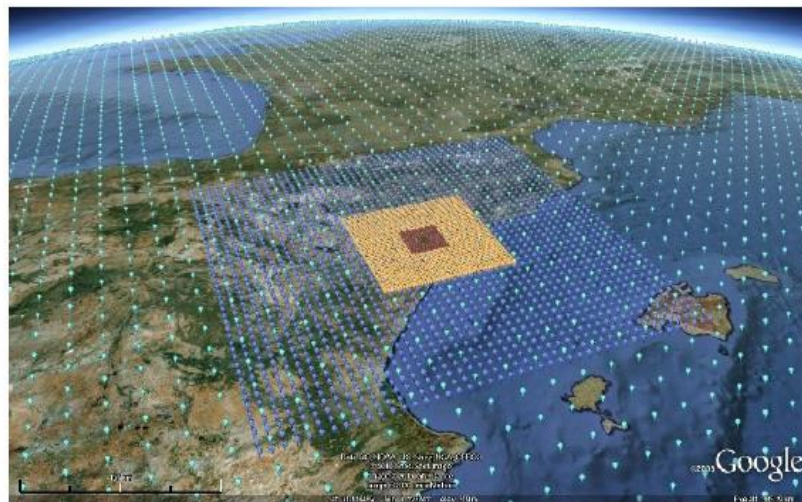


Figura 3.4 - Ilustração do processo de *downscaling*. Em: https://www.vortexfdc.com/portfolio_page/validation-les-australia/

Vortex FdC

A sintetização de séries temporais de vento para um local específico do globo através da utilização de modelos de mesoescala, tem tido uma utilidade crescente na indústria da energia eólica, sendo a Vortex uma das empresas que se dedica à geração deste tipo de séries.

A Vortex Factoria de Calculs SL (Vortex FdC) é uma empresa sediada em Espanha, na cidade de Barcelona, que baseou o seu conhecimento de modelação na utilização automatizada e otimizada de um modelo de mesoescala para aplicações na indústria da energia eólica. A Figura 3.5 apresenta um diagrama do sistema Vortex para obtenção de dados de mesoescala e microescala que permitem a sintetização de séries temporais de vento.

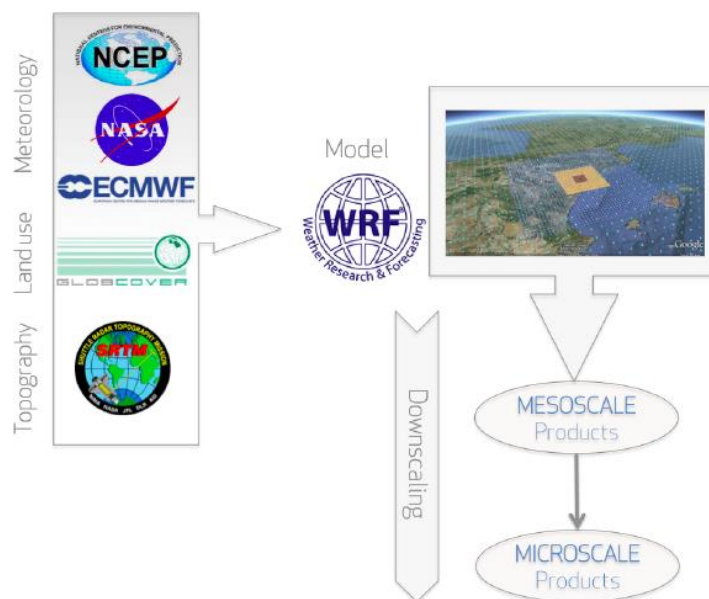


Figura 3.5 - Sistema de modelação Vortex para obtenção de séries de vento sintetizadas.
Em: https://www.vortexfdc.com/portfolio_page/validation-of-vortex-les-in-turkey/

O modelo numérico de previsão meteorológica é alimentado pelos dados globais de reanálise, juntamente com dados topográficos e de cobertura do terreno, com o intuito de produzir séries de vento com dados de mesoescala e microescala.

A Vortex disponibiliza séries de vento sintetizadas para qualquer ponto do globo, *onshore* ou *offshore*. As suas séries com dados de mesoescala, Vortex SERIES, apresentam uma resolução espacial de 3 km centrada no ponto selecionado pelo utilizador, com uma extensão temporal de dez, vinte ou mais anos, e uma resolução temporal horária. As séries não são gratuitas, no entanto, são atualizadas mensalmente, condicionadas pela disponibilidade de reanálise. O modelo de mesoescala Weather and Research Forecast Model (WRF), desenvolvido no NCEP/NCAR, é utilizado como núcleo de modelação de mesoescala da Vortex (Vortex 2018).

Estas séries apresentam dados de velocidade e direção do vento, temperatura, pressão relativa, humidade relativa e massa volúmica, sendo que o utilizador poderá definir qual a fonte de dados de longo termo de reanálise utilizada para elaborar a série requisitada, entre Merra-2, Era-5 ou CFSR. O formato do ficheiro relativo à serie gerada poderá ser igualmente selecionado em função da compatibilidade com o *software* a ser posteriormente utilizado.

De acordo com Tortosa et al. (2014), a metodologia utilizada pela Vortex para a elaboração destas séries de vento baseia-se numa análise multivariável não linear, utilizando não só dados de vento de séries de referência como de várias propriedades atmosféricas modeladas a diferentes alturas/níveis.

3.2.3 Reanálise de dados de microescala

A Vortex disponibiliza igualmente séries sintetizadas de vento com dados de microescala, chamadas “Vortex Large Eddy Simulations Series” ou Vortex LES. As *Large Eddy Simulations* foram originalmente propostas para a simulação de escoamentos atmosféricos na década de 1960, tendo-se tornado numa promissora e bem-sucedida metodologia para a

simulação de escoamentos turbulentos com a melhoria do poder computacional (Zhiyin 2015). Esta é uma das estratégias que, entre outras, poderão ser utilizadas na microescala.

A simulação de escoamentos turbulentos através da solução numérica das equações diferenciais que descrevem o escoamento dos fluidos, as equações de Navier-Stokes, implica um elevado custo computacional, custo este que por vezes impossibilita a simulação de sistemas práticos de engenharia com geometrias e escoamentos complexos. O objetivo desta metodologia passa por reduzir este custo computacional, permitindo uma abordagem numérica viável para o estudo de escoamentos turbulentos. Para possibilitar a computação da solução, é necessário reduzir o número de operações de forma a não se resolverem diretamente as dinâmicas de todas as escalas da solução exata. Para tal, é necessário introduzir um novo e mais grosseiro nível de descrição do sistema, através da escolha de escalas que serão diretamente representadas na simulação, enquanto que outras não. A não linearidade das equações de Navier-Stokes reflete o acoplamento dinâmico que existe entre todas as escalas da solução, o que implica que estas não possam ser calculadas independentemente umas das outras. Assim, pretendendo-se uma representação de qualidade das escalas que são resolvidas, as suas interações com as que não o são, têm de ser consideradas na simulação. Isto é feito introduzindo um termo adicional nas equações que governam a evolução das escalas resolvidas, para modelar estas interações. Na medida em que estes termos representam a ação de um grande número de outras escalas com aquelas que são resolvidas, refletem apenas a ação média ou global destas escalas (Sagaut 2006). Para tal, são utilizados modelos matemáticos que permitem modelar o efeito das escalas mais pequenas na solução exata das equações. Não se tratando de informação irrelevante, o seu efeito é modelado, processo este que tem sido tema ativo de investigação para situações onde o efeito destas escalas mais pequenas desempenha um papel importante.

O *downscaling* dos dados é feito para uma melhor resolução espacial comparativamente às séries de mesoescala, tratando-se de séries com uma extensão temporal de 1 ano, registos em médias de 10 em 10 minutos e com informação relativa ao desvio-padrão da velocidade do vento para o cálculo da intensidade de turbulência. Podem ser sintetizadas para alturas entre os 50 e os 150 m e, à semelhança das Vortex SERIES, podem ser geradas para qualquer ponto do globo (Vortex 2018).

As Vortex LES têm suscitado um interesse crescente, sobretudo em circunstâncias em que as séries de dados recolhidos no local em estudo não correlacionam satisfatoriamente com as séries de reanálise disponíveis para a área em causa, e para as quais uma melhor fonte de dados de longo termo não está disponível.

3.3 Erros associados às séries de reanálise

A constante monitorização interna das entidades responsáveis pela elaboração das séries de reanálise, assim como de outros utilizadores independentes, possibilitaram a redução de erros e problemas. No entanto, alterações nos instrumentos de medição, na resolução temporal das medições e no meio envolvente aos instrumentos, podem causar erros nos dados observados que são utilizados como entradas para o sistema de assimilação, podendo introduzir tendências artificiais nas séries de reanálise, o que dificulta a identificação clara de alterações climáticas. Assim, deixamos de ter um sistema de assimilação de dados imutável no tempo, introduzindo incertezas difíceis de quantificar, podendo mesmo inviabilizar a utilização de séries de reanálise quando se pretende uma extensão da representatividade dos dados de vento observados ao longo de uma campanha de medição. Erros causados por falha humana aquando do processo de assimilação, nomeadamente no procedimento de introdução dos dados, foram identificados

demasiado tarde por forma a que o período de reanálise afetado por erros desta natureza pudesse ser repetido (Kistler et al. 2001).

Em determinados casos poderá mesmo ser mais adequado utilizar outra série de vento de longo termo mais curta, 10 a 15 anos, mas consistente, em detrimento de uma série de reanálise de 30 anos cuja consistência e representatividade sejam questionáveis.

A decisão de utilizar todos os dados disponíveis de uma série ou de proceder à eliminação de alguns períodos por suspeitas de inconsistência ou de outros problemas não é uma tarefa fácil, e exige experiência e conhecimento. É, igualmente, muito dependente da área geográfica em causa, sendo certo que em determinadas áreas do globo a disponibilidade e qualidade dos dados para assimilação é muito maior do que noutras.

A tendência crescente da geração de energia elétrica a partir da energia do vento conduziu ao desenvolvimento de potência eólica em áreas de maior complexidade orográfica (Palma et al. 2008). Este facto traz uma dificuldade acrescida à utilização das séries de reanálise, que apresentam muitas vezes resoluções espaciais grosseiras que não lhes permitem identificar comportamentos e fenómenos locais que possam, por sua vez, influenciar decisivamente o regime de ventos de um local caracterizado por terreno complexo.

No entanto, a grande extensão temporal destas séries torna a sua utilização atrativa como informação de referência, quando se pretende fazer uma correção de vento de longo termo de modo a estimar a produção de um aproveitamento energético de base eólica.

3.4 Novo Atlas Europeu do Vento

No ano de 2019 está prevista a conclusão do projeto do Novo Atlas Europeu do Vento, substituindo o seu precursor com aproximadamente trinta anos de existência. O projeto criará um atlas de vento que poderá ser acedido gratuitamente, vai desenvolver a cadeia de modelos para a elaboração do atlas e será acompanhado de um vasto conjunto de trabalhos experimentais em diferentes tipos de terrenos complexos para validação dos modelos (Mann et al. 2017), destacando-se aqui a experiência realizada na Serra do Perdigão no concelho de Vila Velha de Rodão.

Fruto do trabalho desenvolvido por profissionais associados a diversas instituições, entre as quais a Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto e o Instituto de Ciência e Inovação em Engenharia Mecânica e Engenharia Industrial, este projeto permitirá uma representação precisa do potencial eólico disponível na Europa, assistindo na procura de locais adequados para a implantação de novos aproveitamentos da energia do vento. Trata-se de um projeto financiado pela Comissão Europeia e nove instituições nacionais de financiamento com um orçamento total de 13,1 milhões de euros. A equipa envolvida no projeto do Novo Atlas Europeu do Vento conta com trinta parceiros de oito países europeus: Portugal, Espanha, Alemanha, Dinamarca, Suécia, Bélgica, Letónia e Turquia.

Baseado na melhoria das competências de modelação do escoamento atmosférico, juntamente com boas diretrizes e práticas na utilização de dados, é seu propósito tornar-se numa ferramenta útil para a redução na incerteza das condições de vento estimadas.

Um dos principais objetivos do Novo Atlas passa por alterar o estado da arte da previsão do regime de ventos, desenvolvendo e introduzindo uma nova metodologia na caracterização do regime de ventos por forma a que as incertezas nas estimativas de produção energética e das condições de vento possam baixar dos 10%. Este desenvolvimento baseou-se em campanhas

de medição dedicadas de larga escala, focadas em situações importantes para a utilização de energia elétrica de base eólica. A metodologia desenvolvida é validada por medições locais e incluiu modelos de turbulência detalhados, considerando ventos extremos, aberturas dos perfis verticais de velocidade extremas, grandes variabilidades do vento, entre outros. O desenvolvimento de uma metodologia precisa como esta constituiu o principal desafio no projeto de investigação do Novo Atlas Europeu do Vento. De referenciar ainda que as campanhas de medição levadas a cabo fizeram uso de algumas técnicas de medição inovadoras.

Com base na metodologia, estarão disponíveis informações acerca do regime de ventos local, numa grelha com uma resolução espacial na ordem de poucas dezenas de metros em território europeu, através de mapas interativos, séries temporais de dados e estatísticas da velocidade do vento, da sua variabilidade em diferentes escalas temporais e de outros parâmetros relevantes para a energia eólica.

As condições de vento dos últimos trinta anos serão simuladas para a Europa, incluindo todos os países da União Europeia, Turquia, todo o Mar do Norte e Mar Báltico e áreas *offshore* para cerca de 100 km ao longo das linhas costeiras.

O Novo Atlas Europeu do Vento será sobretudo baseado em simulações de mesoescala. Os dados produzidos terão uma resolução espacial de 2 a 3 km e uma resolução temporal de 30 minutos. Quando estas simulações estiverem concluídas, os dados vão passar por um processo de *downscaling*, para uma resolução de 20 a 30 metros, tendo o projeto envolvido melhorias ao nível deste tipo de processo, assim como melhorias e extensões dos modelos que permitem elevadas resoluções espaciais e temporais, aspeto que se admite vir a decorrer da comparação entre os resultados das simulações e os resultados das campanhas experimentais.

Na Figura 3.6 ilustra-se um mapeamento da velocidade média do vento na Europa no ano de 2017, de acordo com o Novo Atlas Europeu do Vento.

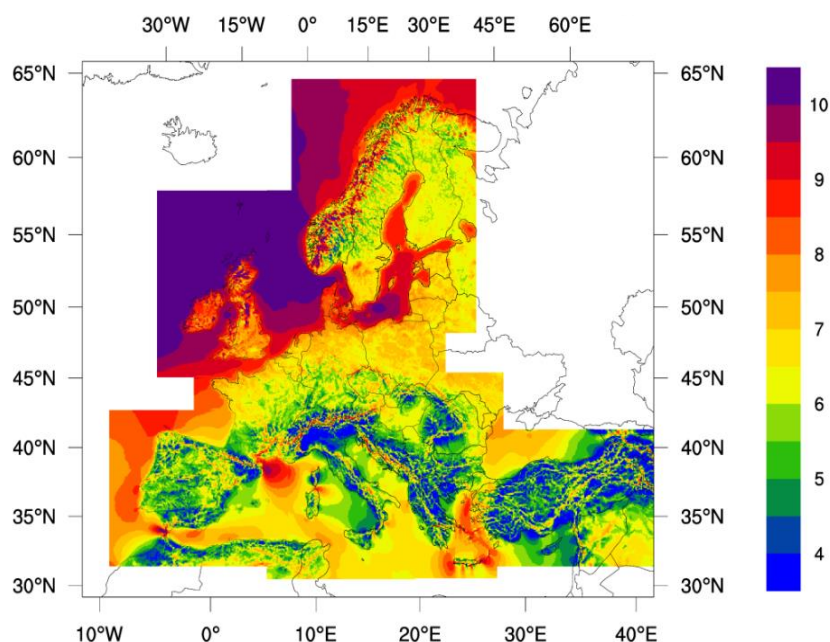


Figura 3.6 - Velocidade média do vento na Europa em 2017 (100 m a.n.s.), de acordo com o Novo Atlas Europeu do Vento. Em: <https://bit.ly/2DTeb3R>

4 Metodologias de correção de longo termo

Diversas metodologias de correção de longo termo de medições de dados de vento foram já desenvolvidas e propostas, tendo todas elas, fundamentalmente, um objetivo comum: estimar o regime de ventos que representa as condições de longo termo no local em estudo, onde uma campanha de medição de curta duração, tipicamente 1 a 3 anos, foi realizada, utilizando dados de vento de um local de referência caracterizado por um regime de ventos semelhante ao do local alvo. O objetivo passa, assim, por estender a representatividade dos dados obtidos na campanha local. O princípio do método é o de construir uma série de longo termo para o local, através de um modelo de correlação e de dados de maior extensão temporal de um local de referência (Nielsen et al. 2001).

As principais diferenças entre os diversos métodos existentes, habitualmente designados por Measure-Correlate-Predict, ou Medir-Correlacionar-Prever (MCP), residem sobretudo na forma como é estabelecida a relação entre os dados de vento observados no local alvo e os dados de vento de referência.

Nesta secção pretende-se descrever algumas das principais técnicas de correlação/extrapolação de dados mais utilizadas na indústria da energia eólica para cumprir o propósito da extensão da representatividade das medições. A Figura 4.1 ilustra um diagrama de blocos descritivo do procedimento habitualmente implementado na execução deste tipo de metodologias.

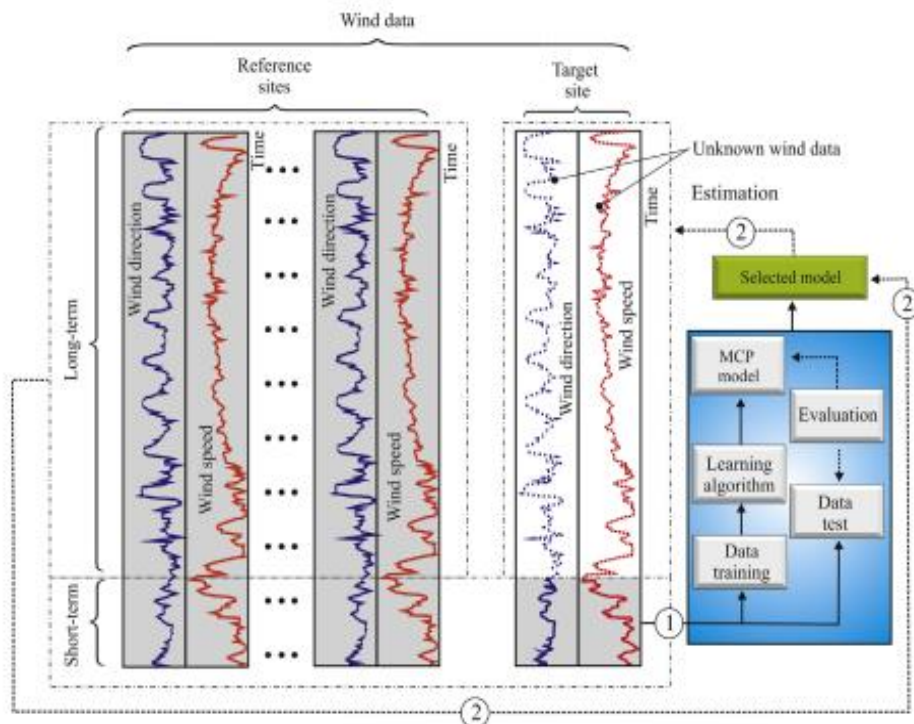


Figura 4.1 - Procedimento habitualmente utilizado na implementação de metodologias de extensão da representatividade de dados observados. Em: Carta, Velásquez e Cabrera, 2013.

De forma sucinta, o procedimento divide-se fundamentalmente em duas etapas. Numa primeira etapa é estabelecida uma relação entre os dados observados na estação local e os dados de vento de referência, no período concorrente (curto termo). Na Figura 4.2 mostra-se um exemplo dos períodos de registo dos dados de uma estação de referência e de uma estação local.

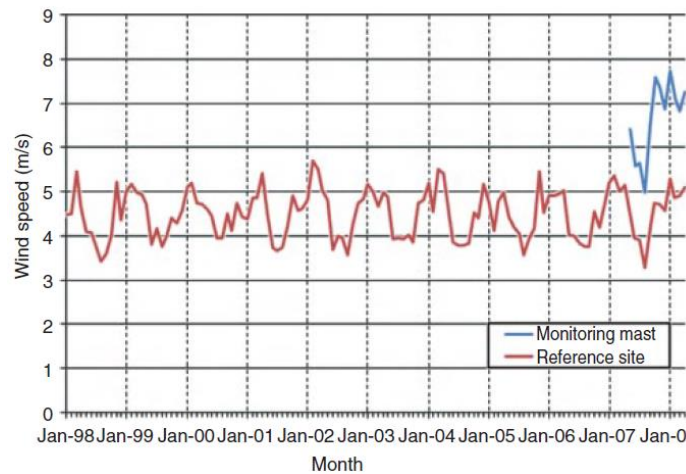


Figura 4.2: Velocidades do vento registadas para uma série de referência e para uma estação de medição. Em: Brower, 2012.

Numa segunda etapa, os dados de longo termo de referência são utilizados como variável de entrada à relação estabelecida na etapa anterior, por forma a estimar as condições de vento de longo termo no local alvo, extrapolando-se, desta forma, os registo da série de referência. Alguns MCP, porém, não seguem este procedimento. Ao invés, determinam a relação entre os dados de curto termo e os de longo termo na série de referência, sendo essa relação utilizada para extrapolar os dados de curto termo do local alvo de modo a obter os dados de vento que representam as condições de longo termo deste último (Carta, Velázquez e Cabrera 2013).

Os MCP tornaram-se numa ferramenta *standard* para os profissionais envolvidos na execução de procedimentos associados à previsão do regime de ventos de longo termo. O facto de não necessitarem de dados topográficos característicos do local poderá constituir uma vantagem, para além de serem substancialmente menos penalizadores em termos de tempo despendido e capacidade de computação e modelação dos dados utilizados, comparativamente a outros métodos.

Uma limitação conhecida destas metodologias é o facto de, aquando da utilização de séries de reanálise como fonte de dados de longo termo, o fator de forma da distribuição de Weibull característico da série extrapolada se encontrar geralmente distorcido, apresentando desvios apreciáveis face ao da série observada. Limita-se, deste modo, a ocorrência de eventos extremos.

A discretização de uma variável contínua poderá levar a um pior desempenho, isto é, quando a direção do vento está próxima do limite entre dois setores considerados, o desempenho poderá degradar-se pela atribuição arbitrária a um deles (Addison et al. 2000).

4.1 Premissas de aplicabilidade dos métodos MCP

É importante realçar que a implementação das metodologias MCP assenta num conjunto de premissas que serão seguidamente descritas e analisadas nesta secção. A não verificação destas condições poderá conduzir a resultados desajustados e que não refletem corretamente o regime de ventos de longo termo que se pretende obter para a vida útil do aproveitamento eólico, comprometendo o objetivo de estender a representatividade dos dados de vento registados

localmente de forma apropriada e, consequentemente, degradar a qualidade das estimativas de produção de um aerogerador ou parque eólico.

- **Estabilidade climatológica**

A suposição fundamental que está na base da implementação das metodologias MCP é a de que o comportamento do recurso eólico no futuro será semelhante ao que foi no passado. Por outras palavras, o regime de ventos médio é estável. Numa altura em que temos vindo a assistir a alterações climáticas mais pronunciadas, é legítimo questionarmo-nos até que ponto esta suposição é realmente verdadeira e que implicações poderá vir a ter em termos de estimativa da produção de um aproveitamento eólico. Mesmo na ausência de alterações climáticas ligadas às emissões de gases de efeito de estufa, devem ser considerados outros fatores que possam promover alterações do regime de ventos local, tais como padrões meteorológicos cíclicos, urbanização e mudanças na cobertura do solo que possam surgir fruto do crescimento da vegetação no meio envolvente (Brower 2012).

É assumido que, de acordo com o estado da arte das metodologias de extrapolação de longo termo, tendências sistemáticas ou oscilações de longo termo das condições de vento não podem ser determinadas e modeladas de forma a que a previsão das suas condições futuras seja feita com maior precisão (Molly et al. 2016).

- **Protocolos de medição apropriados**

Os dados de vento da campanha de medição no local em estudo devem ser obtidos em concordância com protocolos de medição apropriados que possam garantir a sua precisão. Erros cometidos, por vezes por falta de experiência, na escolha e instalação dos anemómetros, escolha do local de medição e na seleção da duração e altura das medições a efetuar durante a campanha local, podem conduzir a incertezas elevadas que não sejam aceitáveis para o estudo a realizar.

Deverá ser feita uma análise cuidada dos dados que serão utilizados, de forma a validar os mesmos. Assim, os dados obtidos não devem ter sido afetados pela construção de edifícios ou pela alteração na cobertura do solo no meio envolvente, por forma a não comprometer a relação estabelecida entre os dados de referência e do local em estudo. Esta condição é tão válida para os dados medidos localmente como para os dados utilizados como referência para a aplicação do método MCP. A estação de medição local não deve ter sofrido alterações no seu posicionamento e altura ao longo do período de medição e os dados de vento devem ter sido recolhidos essencialmente com o mesmo equipamento (Carta, Velázquez e Cabrera 2013).

Preferencialmente, as alturas de medição acima do solo dos dados de referência e dos dados locais deverão ser próximas, sob pena de o coeficiente de correlação de dados entre ambos ser bastante penalizado devido à variação diária do perfil vertical de velocidades a alturas muito diferentes.

- **Clima de ventos similar no local em estudo e no local de referência**

Esta premissa é baseada na ideia de que os dados de vento de referência são representativos do regime de ventos do local alvo. A forma normalmente equacionada para o constatar é a existência de uma boa correlação entre os dois conjuntos de dados no período concorrente. Existem outras formas de verificação, tais como a comparação entre as rosas dos ventos de ambos os locais ou a comparação entre perfis de velocidade diários ou mensais.

Diferenças apreciáveis nestas comparações ou coeficientes de correlação demasiado baixos poderão levar à rejeição dos dados de referência para a metodologia MCP. A qualidade da correlação é frequentemente definida pelo coeficiente de Pearson (R), também designado como coeficiente de correlação produto-momento, ou pelo quadrado do mesmo (R^2).

É importante salientar que, apesar de ser uma ferramenta muito útil na análise da qualidade das correlações estabelecidas, o R^2 não é um parâmetro robusto nem resistente. Não é robusto pois relações altamente não lineares poderão não ser reconhecidas, e não é resistente pois pode ser extremamente sensível a um ponto ou pequeno conjunto de pontos que se afastem um pouco da relação determinada, degradando o valor do coeficiente em causa (Carta, Velázquez e Cabrera 2013).

- **Conhecimento do padrão de variação sazonal do vento no período concorrente de dados**

O período para o qual os dados de vento do local alvo e do local de referência estão simultaneamente disponíveis, isto é, o período concorrente, deverá ser suficientemente extenso para que possamos obter informação quanto à sazonalidade do recurso eólico em termos de velocidade e direção. Assim, este período deverá ser de pelo menos um ano. No entanto, é muito dependente da variabilidade do regime de ventos local. A utilização de um período concorrente abaixo deste valor poderá conduzir a incertezas demasiado elevadas na determinação das condições de longo termo, pelo que a sazonalidade do recurso poderá ter uma grande influência na sua estimativa.

Para diferenças apreciáveis entre o local alvo e o local de referência em termos de condições de vento, distância espacial ou altura de medição, recomenda-se a utilização de um período concorrente mais alargado.

4.2 Requisitos para os dados de referência

Da experiência em lidar com fontes de dados de longo termo sabe-se que as condições de vento apresentam, não raras vezes, tendências decrescentes ou fases que poderão ser questionáveis. Estas tendências poderão ser fruto de alterações nas imediações das estações de medição, como a construção de edifícios ou crescimento de vegetação. Fases e inconsistências nos dados poderão resultar de alterações nos equipamentos de medição ou falta de estabilidade dos sensores a longo prazo. Todavia, é frequente não conseguirmos reconhecer de forma clara e imediata até que ponto os dados de longo termo são consistentes, recomendando-se a consulta de fontes de dados adicionais.

Desta forma, um importante pré-requisito para que possa ser feita uma extrapolação de longo termo fidedigna, é uma avaliação da fiabilidade e consistência dos dados de longo termo utilizados. Poderá ser feita uma análise comparativa entre dados de longo termo de proveniências distintas, com a finalidade de encontrar tendências e inconsistências que permitam auxiliar na escolha de um período de referência adequado. É preferível um período mais curto e consistente do que um período mais extenso com inconsistências.

De um ponto de vista climatológico, os 30 anos mais recentes são considerados os mais representativos de um determinado regime de ventos, estando obviamente dependente da disponibilidade de dados de longo termo para esse período, assim como dos fatores

supramencionados em termos de consistência. Tendo em conta estas limitações, um período de 10 anos é, genericamente, considerado como uma boa razão de compromisso entre representatividade e fiabilidade dos dados (Molly et al. 2016).

4.3 Métodos regressivos

A análise de regressão é uma técnica estatística largamente utilizada para encontrar uma relação entre duas variáveis. No contexto da correção de longo termo de medições de vento, é utilizada para estabelecer a relação entre o regime de ventos observado no local alvo e o regime de ventos no local de referência. É uma análise que pode ser feita recorrendo a diferentes técnicas, tais como os mínimos quadrados, técnicas de regressão quantílica ou análise de componentes principais (Liléo et al. 2013).

Método dos mínimos quadrados lineares

O método dos mínimos quadrados lineares baseia-se na técnica de regressão linear e consiste na determinação da função linear que melhor se ajusta à relação entre os dados de velocidade do vento de curto termo do local alvo (graficamente representados no eixo das ordenadas) e os dados de velocidade do vento de referência (graficamente representados no eixo das abcissas) no período concorrente. O ajuste linear é calculado minimizando a soma do quadrado das distâncias entre cada valor medido y_i e o correspondente valor ajustado y_i' , de acordo com a Figura 4.3.

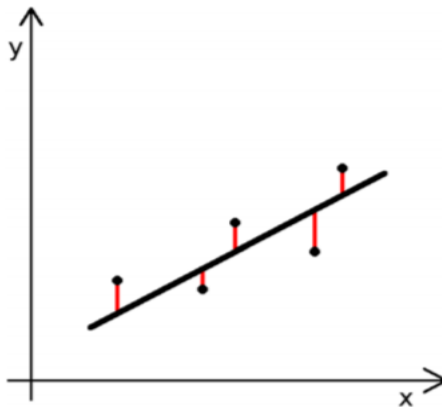


Figura 4.3 - Minimização do erro para o método dos mínimos quadrados lineares. Em: Jelinek, Zalud e Kilek, 2013.

Esta técnica é habitualmente aplicada para cada um dos setores direcionais definidos, obtendo-se um conjunto de correlações setoriais de velocidade.

O declive e a ordenada na origem da função linear de ajuste são determinados, respetivamente, pelas equações (4.1) e (4.2):

$$m = \frac{S_{xy}}{S_{xx}} \quad (4.1)$$

$$b = \bar{y} - m\bar{x} \quad (4.2)$$

Sendo que S_{xx} e S_{xy} são calculados através das equações (4.3) e (4.4):

$$S_{xx} = \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2 \quad (4.3)$$

$$S_{xy} = (x_i - \bar{x}) \cdot (y_i - \bar{y}) \quad (4.4)$$

A Figura 4.4 ilustra um exemplo de um gráfico de dispersão dos pontos aos quais o método dos mínimos quadrados lineares foi aplicado, em concordância com o que foi acima descrito, com a respetiva equação da função linear ajustada aos dados e o valor de R^2 da correlação estabelecida.

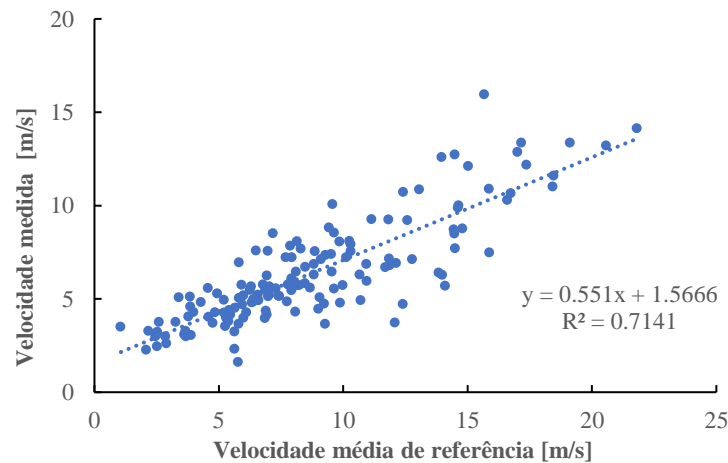


Figura 4.4 - Correlação setorial de velocidades para um determinado setor, utilizando velocidades médias de 6 em 6 h.

De um ponto de vista físico, poderá não fazer sentido a inclusão da ordenada na origem no estabelecimento de uma correlação de dados baseada numa regressão linear simples, pois isso implicará que a velocidade do vento no local em análise não é nula quando a velocidade no local de referência o é. No entanto, a inclusão de um *offset* promove geralmente uma melhoria substancial em termos da qualidade da correlação estabelecida.

O estabelecimento de correlações de velocidade pode ser feito sectorialmente de acordo com o número de *bins* direcionais considerados. Assim, os registos que ocorrem num determinado setor no local de referência e os registos simultâneos no local alvo formarão um conjunto de dados que será alvo de aplicação desta técnica. A Figura 4.5 apresenta uma representação esquemática deste procedimento setorial.

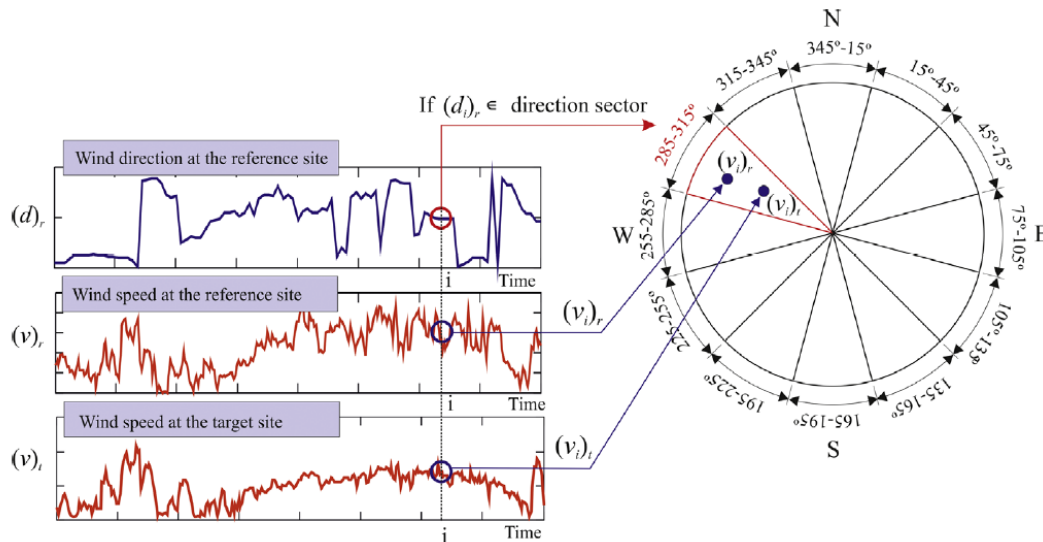


Figura 4.5 - Distribuição setorial das ocorrências de acordo com a direção de referência. Em: Carta, Velásquez e Cabrera, 2013.

Ainda que alguns MCP assumam que a direção do vento no local alvo é coincidente com a direção no local de referência, esta é uma suposição que poderá conduzir a resultados desajustados dependendo do regime de ventos local. Alguns fenómenos locais poderão introduzir modificações no comportamento do rumo do vento e que não são claramente identificados nas séries de referência utilizadas. Por forma a ser contabilizado o efeito da direção do vento, é calculada a rotação média para cada setor, isto é, a diferença média em amplitude entre as direções medidas no local alvo e no local de referência, para os registos considerados em cada setor. Este valor é posteriormente utilizado na extrapolação da série referência de modo a acedermos às condições de longo termo do vento no local alvo em termos direcionais.

É importante salientar que devem ser tidos alguns cuidado no cálculo desta rotação, na medida em que a diferença pretendida é a menor diferença entre ambos os valores e poderá corresponder a um desvio positivo ou negativo, relativamente ao valor de referência. As direções do vento são uma fonte natural de dados circulares (Mardia e Jupp 2009). Tomemos como exemplo uma situação em que na série de referência a direção medida foi de 359° e na série medida localmente a direção correspondente a esse instante foi de 1°. A rotação pretendida será de 2° no sentido direto e não 358° no sentido retrógrado. Caso seja medido um valor de 1° na série de referência e 359° na série medida no local alvo, a diferença será de 2° no sentido retrógrado.

As correlações e rotações setoriais são calculadas com base em registos de dados de vento de duas proveniências distintas, pretendendo-se que apresentem a mesma resolução do ponto de vista temporal. Desta forma, quando utilizamos, por exemplo, uma série de reanálise MERRA-2 cujos registos apresentam uma periodicidade horária, também os registos da série medida para o estabelecimento das correlações deverão apresentar esta resolução. Nesta situação procede-se, geralmente, a uma integração temporal através do cálculo das médias horárias dos registos de 10 em 10 minutos provenientes da Est_{loc} . Mais uma vez, e tratando-se de uma variável circular, devem ser tomadas precauções para a determinação das médias no que toca à direção. A média de uma direção de 359° com uma direção de 1° é igual a 360°, o que não corresponde à média aritmética simples de ambos os valores que resultaria numa direção média de 180°. A utilização de relações trigonométricas apropriadas é indispensável por forma a determinar as médias direcionais pretendidas.

Método dos mínimos quadrados ortogonais

O método dos mínimos quadrados ortogonais, também conhecido como método dos mínimos quadrados totais, é utilizado para o estabelecimento de correlações entre os dados de velocidade observados no local em estudo e os dados de velocidade de referência, no período concorrente, que minimiza a distância perpendicular à linha do melhor ajuste. À semelhança do método dos mínimos quadrados lineares, apresenta uma função linear de ajuste do tipo $y = mx + b$.

O valor do declive m é calculado de acordo com a equação (4.5):

$$m = \frac{S_{yy} - S_{xx} + \sqrt{(S_{yy} - S_{xx})^2 + 4 \cdot S_{xy}^2}}{2 \cdot S_{xy}} \quad (4.5)$$

Sendo que S_{xx} , S_{yy} e S_{xy} são dados pelas equações (4.6), (4.7) e (4.8):

$$S_{xx} = \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \quad (4.6)$$

$$S_{yy} = \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 \quad (4.7)$$

$$S_{xy} = (x_i - \bar{x}) \cdot (y_i - \bar{y}) \quad (4.8)$$

Esta metodologia difere do método dos mínimos quadrados, na medida em que o erro que minimiza é a soma dos quadrados das diferenças entre cada ponto medido e a reta do melhor ajuste, perpendicularmente à mesma (Lambert 2017), de acordo com a Figura 4.6.

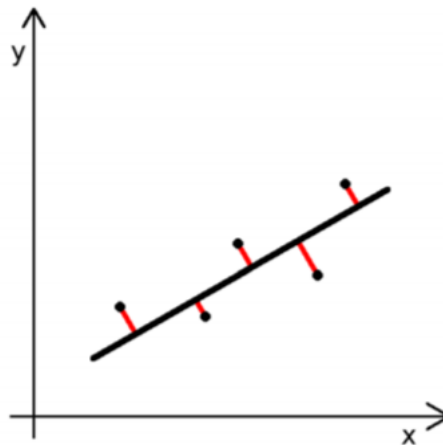


Figura 4.6 - Minimização do erro para o método dos mínimos quadrados ortogonais. Em: Jelinek, Zalud e Kilek, 2013.

Variance Ratio

O método MCP que agora se descreve utiliza, à semelhança de outros métodos regressivos, um modelo linear do tipo $y = mx + b$, definindo os parâmetros m e b de forma a que a variância dos dados de velocidades estimados para o local alvo, após a implementação do método, seja igual à variância dos dados de velocidades observadas nesse mesmo local. Apresenta-se, para a estimativa da velocidade no local alvo, a equação (4.9):

$$\hat{y} = mx + b \quad (4.9)$$

A equação (4.10) representa matematicamente a igualdade de variâncias dos conjuntos de dados mencionados no parágrafo anterior:

$$\sigma^2(y) = \sigma^2(\hat{y}) = \sigma^2(mx + b) = m^2 \cdot \sigma^2(x) \quad (4.10)$$

Assim, o quadrado do declive da função linear ajustada será igual ao quociente das variâncias, isto é, ao rácio entre a variância da velocidade no local alvo e a variância da velocidade de referência, de acordo com a equação (4.11):

$$m^2 = \frac{\sigma^2(y)}{\sigma^2(x)} \quad (4.11)$$

O declive será igual ao rácio entre os desvios padrão da velocidade observada no local alvo e da velocidade de referência, em conformidade com a equação (4.12):

$$m = \frac{\sigma(y)}{\sigma(x)} \quad (4.12)$$

Esta metodologia procura também que a média da velocidade estimada para o local alvo seja igual à média da velocidade observada no local alvo, de acordo com a equação (4.13):

$$\bar{y} = \bar{\hat{y}} = m\bar{x} + b = \frac{\sigma(y)}{\sigma(x)} \cdot \bar{x} + b \quad (4.13)$$

O valor da ordenada na origem é calculado a partir da equação (4.14):

$$b = \bar{y} - \frac{\sigma(y)}{\sigma(x)} \cdot \bar{x} \quad (4.14)$$

Onde:

m é o declive da função linear ajustada.
 b é a ordenada na origem da função linear ajustada.
 x é o valor da velocidade de referência.
 y é o valor da velocidade observada no local alvo.
 \hat{y} é a velocidade estimada para o local alvo.
 \bar{y} é a média da velocidade estimada para o local alvo.
 σ é o desvio padrão.
 σ^2 é a variância.

Vertical Slice

Esta metodologia MCP realiza um ajustamento linear por partes, no gráfico de dispersão de pontos das velocidades observadas no local alvo e das velocidades de referência. Para que este processo possa ser feito por partes, deverá ser definido pelo utilizador um número de classes de velocidade de igual dimensão, nas quais as ocorrências de velocidade de referência serão classificadas (eixo das abcissas). Seguidamente, determina-se a média da velocidade no local alvo (eixo das ordenadas) para cada uma das classes previamente definidas, sendo estabelecido, para cada uma delas, um ponto cuja coordenada x representa o ponto médio da respetiva classe, e a coordenada y representa o valor da velocidade média medida nesse *bin* (Lambert 2014). Por fim, todos os pontos médios são ligados por segmentos de reta, resultando o ajustamento linear por partes visado por esta metodologia. Ilustra-se graficamente, na Figura 4.7, este procedimento.

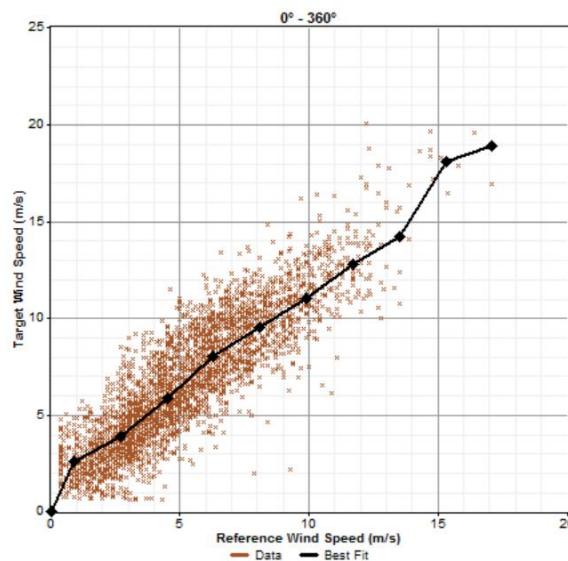


Figura 4.7 - Ajustamento linear pelo método *Vertical Slice*. Em: Lambert, *Vertical Slice Algorithm*, 2014.

Idealmente, cada classe de velocidades definida deverá conter um número de ocorrências suficientemente elevado para o cálculo fidedigno de um valor médio de velocidade observada no local alvo para cada classe. Porém, poderá dar-se o caso em que isso não sucede. Nessas circunstâncias, o valor da velocidade média local é estimada para cada um dos pontos médios das classes definidas, recorrendo ao método dos mínimos quadrados lineares, aplicado à totalidade dos registos. Nesta situação, o ajuste linear por partes não abrange valores de

velocidade inferiores ao ponto médio do primeiro *bin*, nem valores superiores ao ponto médio do último *bin*. Por conseguinte, para lidar com os valores mais baixos de velocidade, a origem do referencial é definida como um novo ponto (LeBlanc et al. 2009). Para lidar com os valores mais elevados, é extrapolado o ajustamento linear a partir do último ponto calculado, recorrendo ao declive da reta ajustada pelo método dos mínimos quadrados totais anteriormente mencionado.

Speed Sort

A metodologia seguidamente descrita apresenta uma particularidade que a distingue da maioria dos métodos regressivos, na medida em que não opera diretamente sobre o gráfico original de dispersão de pontos das velocidades no local alvo e velocidades de referência. Utiliza um modelo linear do tipo $y = mx + b$ e procura classificar os dados antes de realizar o ajustamento linear. O modelo incorpora o chamado “*dog leg*”, a partir dessa linha de ajuste até à origem, para valores de velocidade abaixo de um determinado limite definido pelo utilizador (King e Hurley 2005). O ângulo deste será maior em casos onde a linha do melhor ajustamento interceta o eixo das ordenadas mais distante de zero.

O processo de cálculo do ajustamento linear é feito da seguinte forma:

- As velocidades medidas no local e as velocidades de referência são ordenadas de forma ascendente e, posteriormente, é elaborado o respetivo gráfico de dispersão de pontos.
- Seguidamente, é definido o limite da velocidade de referência para o “*dog leg*”, normalmente assumido como 50% do valor da velocidade média de referência de longo termo.
- Por fim, recorrendo aos mínimos quadrados ortogonais, é estabelecida a função linear de ajuste para a porção dos dados acima do limite definido na etapa anterior para a velocidade de referência (Grue 2014).

Na Figura 4.8 encontra-se um exemplo de um ajustamento linear recorrendo a esta metodologia, mostrando-se a dispersão de pontos original, a dispersão de pontos após a classificação das ocorrências de forma ascendente e ainda a linha do melhor ajuste, para um limite de velocidade de referência de aproximadamente 2,5 m/s.

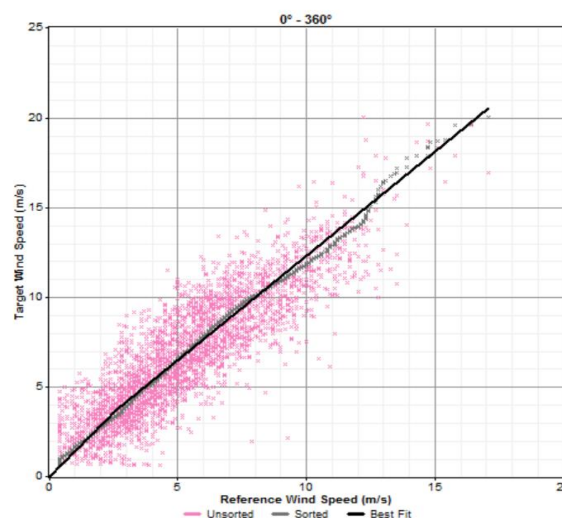


Figura 4.8 - Ajuste linear de acordo com o método *Speed Sort*. Em: Grue, *Speed Sort Algorithm*, 2014.

4.4 Métodos não regressivos

Pretende-se agora descrever alguns dos principais métodos não regressivos utilizados na correção de longo termo na indústria da energia eólica. Trata-se de um conjunto de metodologias que não utilizam a análise de regressão para o estabelecimento de uma relação entre os dados de vento do local alvo e os dados de vento de referência, no período concorrente. Alguns métodos, apesar de simples e empíricos, não deixam de ser amplamente utilizados e de, eventualmente, produzir resultados mais precisos em determinadas circunstâncias.

Weibull Scale

Trata-se de um método empírico simples, que exerce uma manipulação linear direta no fator de escala A e no fator de forma k da distribuição de Weibull, entre a série local e a série de referência, podendo ter-se também em conta ajustes na distribuição de frequência das ocorrências. Mais especificamente, os rácios entre os parâmetros de Weibull nos respetivos locais são calculados para cada um dos setores direcionais considerados, para o período concorrente de medição. Constitui-se, assim, um conjunto de fatores de correção setoriais. Estes, por sua vez, serão posteriormente multiplicados pelos correspondentes valores médios setoriais de A e k . Desta forma, obtém-se uma caracterização setorial da distribuição de Weibull para o local alvo. Para cada setor, a relação entre os parâmetros k e A é dada pelas equações (4.15) e (4.16):

$$k_{local\ alvo}^{longo\ termo} = \frac{k_{local\ alvo}^{curto\ termo}}{k_{referência}^{curto\ termo}} \cdot k_{referência}^{longo\ termo} \quad (4.15)$$

$$A_{local\ alvo}^{longo\ termo} = \frac{A_{local\ alvo}^{curto\ termo}}{A_{referência}^{curto\ termo}} \cdot A_{referência}^{longo\ termo} \quad (4.16)$$

Se tivermos igualmente em consideração a frequência das ocorrências, a distribuição modificada deverá ser normalizada para 100%, isto é, para os n setores considerados, de acordo com a equação (4.17):

$$f_{local\ alvo,i}^{longo\ termo} = \frac{\left[\frac{f_{local\ alvo,i}^{curto\ termo}}{f_{referência,i}^{curto\ termo}} \right] \cdot f_{referência,i}^{longo\ termo}}{\sum_{i=1}^n \left[\left[\frac{f_{local\ alvo,i}^{curto\ termo}}{f_{referência,i}^{curto\ termo}} \right] \cdot f_{referência,i}^{longo\ termo} \right]} \quad (4.17)$$

Onde:

f é a frequência.
 N é o número de setores considerados.
 i é o setor em consideração.

É, no entanto, importante realçar que esta metodologia não permite sintetizar uma série de vento de longo termo para o local em estudo, pois apenas ajusta os parâmetros da distribuição

de Weibull e a frequência de ocorrências de velocidade. Uma correlação setorial forte entre os dois conjuntos de dados é normalmente exigida por forma a garantir uma boa precisão deste método (Thøgersen et al. 2007). De mencionar ainda que não se trata de uma metodologia aplicável quando o regime de ventos local não é bem aproximado por uma distribuição de Weibull e deve ser utilizado de forma cautelosa quando os ajustes nos parâmetros desta distribuição, assim como na distribuição de frequências, são demasiado elevados.

Wind Index

O método de correlação de índices de vento apresenta a particularidade de gerar a análise MCP com base em médias mensais de produção energética, não entrando em consideração com a distribuição direcional do vento.

Assume que o rácio entre as produções energéticas médias do curto termo e do longo termo do local alvo é igual ao rácio correspondente no local de referência. Isto é, se a produção energética média de curto termo no local de referência foi x% da produção energética de longo termo nesse local, então, a produção energética média de curto termo no local alvo deverá também ser x% da correspondente produção média de longo termo nesse local. Desta forma, a produção média estimada para o longo termo no local alvo pode ser calculada a partir da produção média de curto termo nesse local e das produções médias de curto e longo termo no local de referência.

Na medida em que esta metodologia trabalha com produções energéticas, deverá ser escolhida uma curva de potência de um aerogerador para a determinação das parcelas energéticas. A velocidade média do vento no local de referência é ajustada de tal forma a que seja similar à velocidade média no local alvo à altura de interesse. Este valor é ajustado pelo utilizador e recomenda-se que seja definido como o valor da velocidade média do vento esperada à altura do eixo do rotor do aerogerador. Isto é feito aplicando um fator de correção, que corresponderá a um fator multiplicativo aplicado a todas as medições de vento, por forma a originar o valor ajustado de velocidade previamente mencionado.

Utilizando uma curva de potência de um determinado aerogerador, determina-se a potência média convertida de acordo com a equação (4.18):

$$W = \sum_{i=1}^N P(u_i)/N \quad (4.18)$$

Onde:

N é o número de ocorrências no período considerado.

W é a potência média convertida.

P é a potência convertida para cada valor de velocidade em função da curva de potência escolhida.

Todas as ocorrências de ambas as séries temporais de vento são ajustadas com o mesmo fator corretivo aplicado à respetiva série temporal concorrente. Isto é feito pois assume-se que as variações da velocidade do vento só serão corretamente interpretadas em termos de energia, caso seja considerada uma secção comparável da curva de potência (Thøgersen et al. 2007).

Esta metodologia determina quatro valores diferentes de potência média convertida. Uma para toda a série de referência, W_{rf} , uma para a série de referência no período concorrente à série medida W_{rc} , outra para toda a série medida, W_{sf} e, por fim, para a série medida, no

período concorrente à série de referência, W_{sc} . Note-se que este método mantém a frequência de ocorrências original e utiliza todo o período de dados observados.

A potência convertida para a série de referência, W_{rf} , é definida com um índice igual a 100 e o rácio de potência convertida entre W_{rf} e W_{rc} dá origem ao índice do período concorrente, de acordo com as equações (4.19) e (4.20):

$$I_{rf=100} \quad (4.19)$$

$$I_{rc} = \frac{W_{rc} \cdot 100}{W_{rf}} \quad (4.20)$$

Onde I é o índice de vento do período relevante.

Assume-se que o índice de vento da série de referência no período concorrente é igual ao da série medida, nesse período, conforme a equação (4.21):

$$I_{rc} = I_{sc} \quad (4.21)$$

Por fim, determina-se o índice de vento para a totalidade da série medida, de acordo com a equação (4.22):

$$I_{sf} = \frac{W_{sf} \cdot I_{sc}}{W_{sc}} \quad (4.22)$$

Estabelecidos os índices de vento, é necessário compreender se existe uma boa correlação entre os dois conjuntos de dados, de modo a que a premissa fundamental apresentada na equação (4.21) seja efetivamente válida. Para esse efeito, utilizam-se os índices de vento mensais. Calculam-se os respetivos valores, no período concorrente, comparando-se a média mensal de potência convertida com a de todo o período concorrente. Este exercício é realizado para ambas as séries, medida e de referência. Ilustra-se, na Figura 4.9, um exemplo de uma representação gráfica de índices de vento mensais para as séries de referência e medida.

Caso os índices de vento mensais para as duas séries não apresentem um comportamento semelhante quando representadas graficamente, é um sinal de que o regime de ventos não é semelhante, não sendo válida a equação (4.21). Consequentemente, os dados de referência não são representativos das condições de longo termo no local em estudo.

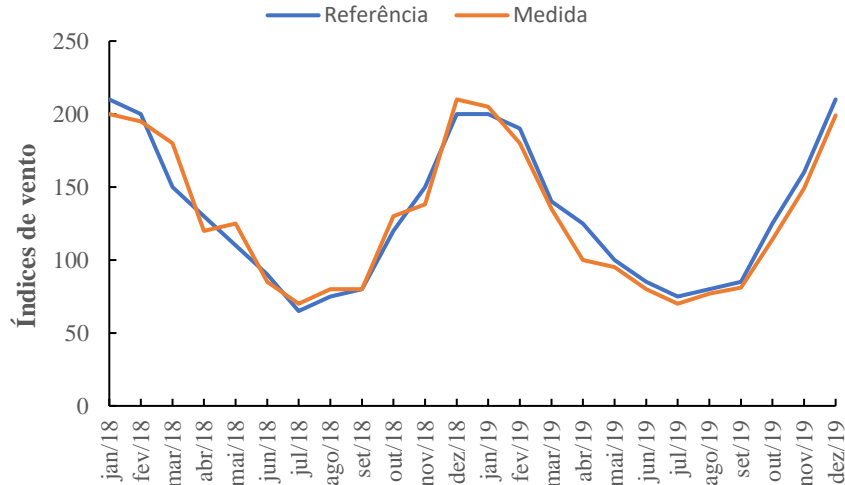


Figura 4.9 - Representação gráfica dos índices de vento mensais num período concorrente de dois anos, para a série medida e série de referência.

Quando o índice de vento do local em análise é determinado, é convertido para um fator de correção, de acordo com a equação (4.23):

$$C_{sf} = \frac{100}{I_{sf}} \quad (4.23)$$

Onde C_{sf} é o fator de correção para a série medida.

Este fator de correção será agora aplicado ao resultado do cálculo da produção. Apesar de, à primeira vista, parecer uma metodologia algo primitiva comparativamente a outras substancialmente mais complexas, por não entrar em consideração com alterações no rumo do vento, tem as suas vantagens em termos de estabilidade e desempenho, podendo mesmo ser bem-sucedida onde outros MCP parecem falhar. Isto deve-se ao facto de a produção não depender linearmente da velocidade do vento, estando os índices de vento diretamente relacionados com a produção energética e de ser um método que permite que o cálculo da mesma seja realizado com os dados medidos no local alvo antes de se aplicar a correção (Thøgersen et al. 2007).

Método Matricial

O método MCP matricial calcula o desvio direcional do vento, *wind veer*, e a mudança na sua velocidade, *wind speed-up*, como as diferenças entre a direção e velocidade do local alvo e local de referência, respetivamente, no período concorrente, classificando os resultados de acordo com a direção e velocidade do vento do local de referência. Isto permite a criação de duas matrizes, uma para o *wind speed-up* e outra para o *wind veer*, onde cada entrada corresponde a um *bin* de velocidade e um *bin* de direção. À semelhança de outras metodologias, o número de *bins* em causa é definido pelo executante. Estas matrizes são os elementos nucleares do método matricial (Thøgersen et al. 2007).

Na medida em que algumas entradas da matriz poderão estar vazias, é aplicado um ajuste polinomial a alguns parâmetros estatísticos das alterações de velocidade e direção do vento, de forma a completar os espaços matriciais vazios supramencionados. Os parâmetros

estatísticos de que falamos são o valor médio, desvio padrão e coeficiente de correlação dos valores das matrizes. As Figuras 4.10 e 4.11 ilustram este procedimento.

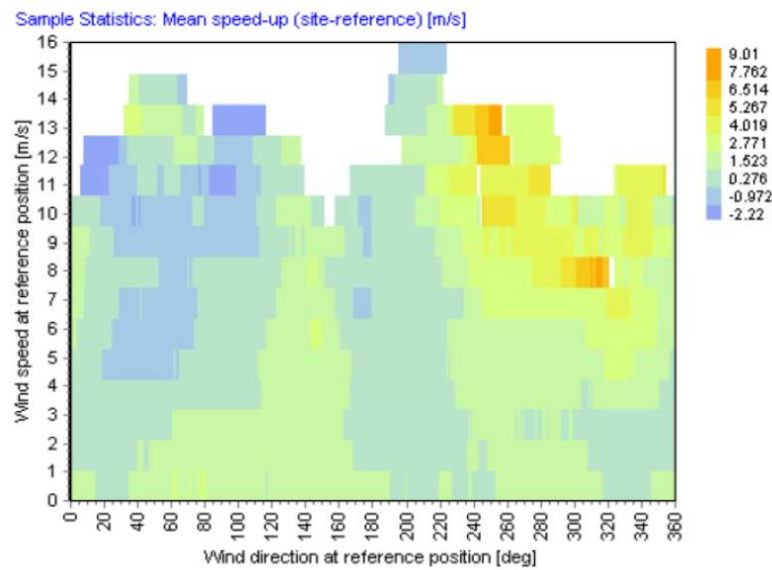


Figura 4.10 - Representação matricial do valor médio da alteração em velocidade, com entradas vazias. Thøgersen et al., 2007.

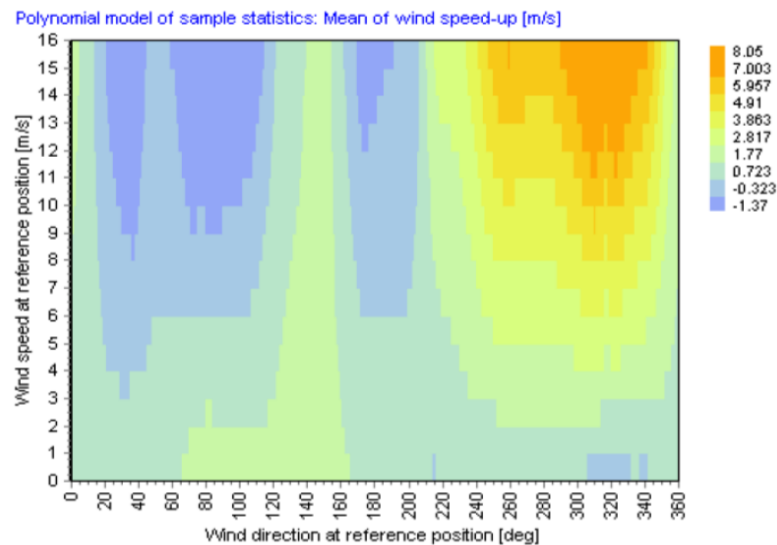


Figura 4.11 - Representação matricial após ajuste polinomial. Thøgersen et al., 2007.

Após o ajuste polinomial ter sido executado para o preenchimento das entradas em falta das matrizes, pretende-se transformar os dados de velocidade e direção de longo termo de referência nos correspondentes dados de velocidade e direção de longo termo do local alvo.

Esta etapa poderá ser concretizada de duas formas. Uma primeira consiste em modelar as alterações de velocidade e direção do vento como função dos dados de velocidade e direção de referência, recorrendo às amostras medidas em cada entrada da matriz e correspondente distribuição de probabilidade. A alternativa passa por usar as funções polinomiais de ajuste

anteriormente mencionadas, juntamente com uma distribuição de Gauss bivariada das frequências de ocorrências das mudanças de direção e velocidade do vento.

As séries de dados de longo termo de referência são então transformadas nas correspondentes séries de dados do local alvo, recorrendo ao *bootstrapping* no caso de a transformação ter sido obtida pela primeira alternativa, ou à técnica de Monte Carlo, caso se tenha optado pela segunda alternativa, através da criação de amostras aleatórias de velocidade e direção do vento baseadas na distribuição de vento de longo termo da série de referência. Através da aplicação das matrizes construídas, estas amostras são convertidas para os valores do local alvo correspondentes.

O método matricial descrito pode ser categorizado como um método de correção de longo termo de cariz probabilístico, na medida em que utiliza técnicas probabilísticas para o cálculo dos dados que representarão as condições de longo termo do local alvo (Thøgersen et al. 2007).

Método KH

Esta metodologia de correção de longo termo classifica os dados de velocidade do vento diferentes de zero do local alvo e do local de referência no período concorrente, em relação aos dados de direção do vento em intervalos direcionais de igual amplitude designados, neste método, de “caixas”. Uma caixa adicional é utilizada para os valores nulos de velocidade. São assim utilizadas 13 caixas para os dados do local alvo de acordo com a variável azimutal e outras 13 caixas para os dados do local de referência.

A seguinte etapa passa por determinar a velocidade média para o conjunto de dados de cada caixa e pesá-la de acordo com a frequência de ocorrências em cada uma delas. Seguidamente, os rácios entre as médias pesadas do local alvo e local de referência são calculados para cada caixa, denominados fatores de correção. Esta metodologia pressupõe que estes fatores, calculados com base nos dados de curto termo, são igualmente válidos no longo termo.

Por fim, as médias pesadas dos dados de longo termo do local de referência de cada caixa serão multiplicados pelo correspondente fator de correção, obtendo-se a velocidade média do vento de longo termo para o local alvo para cada *bin* direcional.

A maior vantagem desta metodologia é o facto de ser, comparativamente a outros MCP, menos suscetível à relação estabelecida entre os conjuntos de dados do local alvo e de referência no período concorrente, pois o coeficiente de correlação não é explicitamente incluído nos cálculos. Outra das vantagens reside na redução do efeito da dispersão dos dados quando a correlação é considerada pobre, pois utiliza a velocidade média para cada uma das caixas utilizadas (Liléo et al. 2013).

Método dos fatores de correção

A metodologia de aplicação de fatores de correção é frequentemente utilizada para a estimativa do regime de ventos de longo termo de um local. Trata-se de um método simples, de rápida execução e de manipulação linear diretamente aplicada às ocorrências de velocidade registadas na série da estação local.

Escolhendo-se uma série de referência, determina-se, no período concorrente, o desvio em velocidade relativamente à velocidade média do período de referência escolhido para essa mesma série. Posteriormente, determina-se o fator de correção a ser aplicado à série da estação local com base nesse desvio. Exemplificando, um desvio de 2% em velocidade verificado para o par de anos 2009/2010 na série de referência, originará uma fator de correção de 0,98 a aplicar à série da estação nesse período. Por outro lado, um desvio de -2% resulta num fator de correção de 1,02 a ser aplicado.

O fator de correção determinado será aplicado a todas as ocorrências da série local para o mesmo período. É com base neste conjunto de dados que poderemos estimar a produção de um aerogerador através desta metodologia.

Note-se que este método, quando aplicado, não estabelece correlações diretamente entre os conjuntos de dados e não entra em consideração com alterações na variável direcional do vento. Apesar da simplicidade, é muitas vezes utilizado, sobretudo em estimativas preliminares, com resultados aceitáveis.

4.5 Erro associado à metodologia MCP

No que concerne ao erro dos resultados obtidos com a metodologia MCP, é habitual avaliar-se a sua qualidade através de um teste de auto previsão, isto é, testar a capacidade do MCP em sintetizar a série de vento para o período no qual se baseou, comparando-a com a série medida para esse mesmo período. Suponhamos que foi levada a cabo uma campanha de medição local com a duração de 2 anos, correspondentes à barra azul da Figura 4.12, e que é utilizada uma série de reanálise com uma extensão temporal de N anos (barra vermelha) como fonte de dados de longo termo.

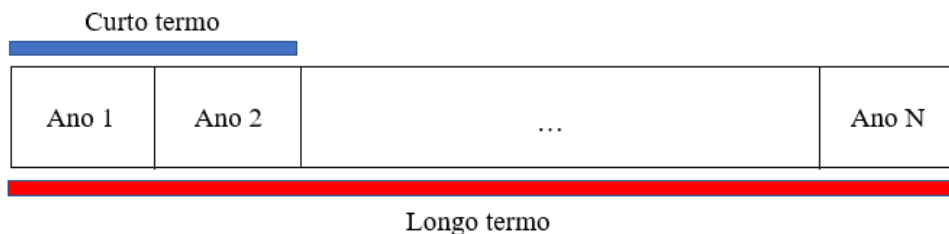


Figura 4.12 - Esquema do procedimento adotado num teste de auto previsão.

A implementação da metodologia permitirá a extrapolação de dados de vento para os N anos. Habitualmente, procede-se à comparação da velocidade média referente à série medida com a velocidade média da série extrapolada, para o período concorrente. Posteriormente, recorrendo a parâmetros como o *Root-Mean-Square Error* (raiz quadrada do erro quadrático médio), ou o *Mean Absolute Error* (erro absoluto médio), é determinado o erro na extrapolação de cada uma das ocorrências de velocidade para os 2 anos, por comparação com os valores medidos, determinando-se o valor médio do mesmo. As equações (4.1) e (4.2) dizem respeito à forma de cálculo destes dois parâmetros:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^n (E_i - O_i)^2} \quad (4.1)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^n \frac{|E_i - O_i|}{O_i} \quad (4.2)$$

Onde:

n é o número total de ocorrências.
 E_i é o valor da velocidade estimada.
 O_i é o valor da velocidade observada.

O RMSE e o MAE são parâmetros estatísticos muito utilizados para avaliar o desempenho de um modelo, não existindo, no entanto, consenso quanto àquele que é mais apropriado para a quantificação dos erros.

Enquanto que o MAE atribui o mesmo peso para todos os erros, calcular a raiz quadrada do erro quadrático médio apresenta uma particularidade interessante. Na medida em que os erros são elevados ao quadrado antes de se calcular a sua média, o RMSE atribui um peso mais elevado aos erros absolutos maiores, tornando-se num parâmetro mais útil quando estes são indesejáveis. Por definição, nunca é menor que o MAE (Chai e Draxler 2014). Por este motivo, é frequentemente utilizado no cálculo do erro de previsão da velocidade, no âmbito da estimativa do regime de ventos de longo termo.

A utilização dos dados de vento da série local e da série de referência no período concorrente, permitirá determinar a estimativa de produção de um aerogerador ou parque eólico, procedendo-se à comparação dos valores obtidos com cada um dos conjuntos de dados, de forma a avaliar os desvios em termos de produção de energia elétrica e parâmetros característicos da distribuição de Weibull.

5 Caso de estudo

5.1 Caracterização do caso de estudo

O ponto de partida para o caso de estudo desta dissertação foi uma série temporal de vento fornecida pelo INEGI, proveniente de uma estação meteorológica instalada numa zona montanhosa no centro de Portugal, com uma extensão temporal de 10 anos e registos em médias de 10 em 10 minutos, contendo informação relativa à velocidade e direção do vento a 64 m a.n.s. A série foi utilizado no seu todo ou em partes, conforme o objetivo de cada exercício.

Pretende-se obter uma extensão da representatividade dos dados observados na estação local, através de uma metodologia MCP, utilizando três séries de reanálise distintas como fontes de dados de longo termo, por forma a estimar as condições de longo termo que representam o regime de ventos local e calcular a produção de um aerogerador selecionado com base nessa informação, recorrendo ao *software* WAsP.

A implementação do método foi feita para períodos de dois anos deslizantes, concorrente às duas séries utilizadas, com o intuito de estender a representatividade dos dados observados para 10 anos. Por pares de anos deslizantes, entenda-se, o segundo ano do primeiro par, será utilizado como o primeiro ano do par de anos seguinte.

A série posteriormente utilizada para a estimativa de produção do aerogerador escolhido será composta por 2 anos medidos (correspondentes ao período concorrente no qual a metodologia foi executada) e 8 anos extrapolados através das correlações estabelecidas.

No fundo, estamos a assumir que apenas temos acesso a medições num período de 24 meses e que pretendemos aumentar a sua representatividade para um período de 10 anos. Tendo a vantagem de conhecer, na verdade, 10 anos medidos, poderão ser feitas comparações em termos de resultados acerca das estimativas de produção, recorrendo a diferentes pares de anos, utilizando fontes de dados de longo termo distintas.

Neste sentido, foram escolhidas três séries. Uma série de reanálise Merra-2 com dados para uma distância de 50 m a.n.s. e resolução temporal horária, cujo ponto de reanálise se encontra a 17 km da estação local, uma série Merra-2 de nível 5 de pressão, correspondendo a uma pressão absoluta de 900 mbar com resolução temporal de 6 horas e, ainda, uma série Vortex com dados de mesoescala para uma altura de 80 m a.n.s. e resolução temporal horária. Para todas as séries de reanálise foi estabelecido o período de referência compreendido entre janeiro de 2008 e dezembro de 2017.

5.2 Abordagem ao problema

Na ausência de um *software* para a implementação das metodologias MCP, procedeu-se à elaboração de uma folha de cálculo apropriada, recorrendo ao *Microsoft Excel*, produzindo-se um conjunto de *Macros* para a execução das diferentes etapas associadas ao método MCP utilizado. Esta foi uma abordagem que permitiu uma compreensão mais pormenorizada de todas as etapas inerentes à execução da metodologia, das dificuldades que surgem em cada uma dessas etapas e de que forma poderão ser ultrapassadas.

Para o estabelecimento de correlações entre os conjuntos de dados optou-se pelo método dos mínimos quadrados lineares, amplamente utilizado na indústria da energia eólica para a estimativa do regime de ventos de longo termo.

A implementação da metodologia exigiu o agrupamento das ocorrências registadas em classes direcionais, por forma a estabelecer correlações setoriais de velocidade, assim como correções setoriais em direção, tendo-se utilizado a direção na série de referência como critério de agrupamento dos registos. Para tal, optou-se pela utilização de 16 setores com $22,5^\circ$ de amplitude, cujos azimutes centrais são coincidentes com os pontos cardeais, colaterais e subcolaterais da rosa dos ventos, em conformidade com a Figura 5.1.

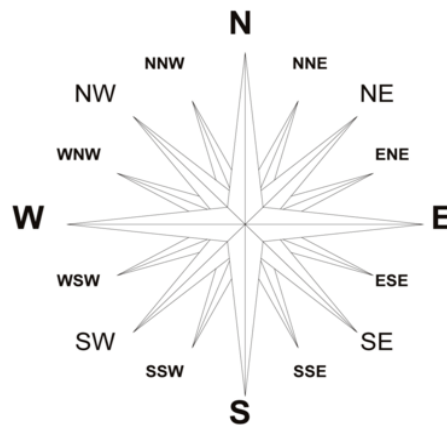


Figura 5.1 - Rosa-dos-ventos com a representação dos pontos cardeais, colaterais e subcolaterais.

Foi posteriormente utilizado um programa de simulação do escoamento atmosférico, o WASP, como ferramenta auxiliar para a estimativa de produção do aerogerador, com base nos dados de vento extrapolados após a execução do MCP, nas condições mencionadas na secção 5.1.

Para aerogerador de referência foi escolhido o modelo Enercon 92, cujas curvas de potência e coeficiente de potência se encontram representadas na Figura 5.2.

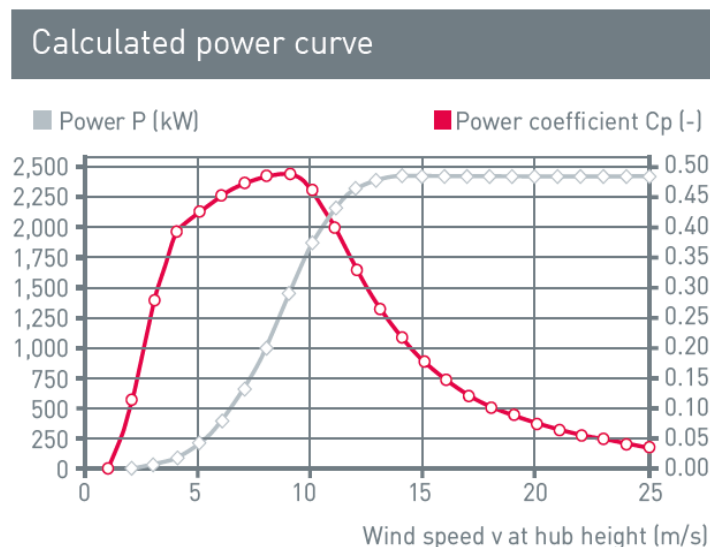


Figura 5.2 - Curvas de potência e de coeficiente de potência de um aerogerador Enercon 92.

O aerogerador foi posicionado no mesmo local da estação, ambos a uma altura de 64 m acima do nível do solo, por forma a evitar efeitos de extrapolação vertical e horizontal do modelo utilizado. Na medida em que a massa volúmica média anual do local em causa não é igual ao valor da massa volúmica para o qual a curva de potência do fabricante foi construída, foi feito um ajuste da mesma para esse valor.

5.3 Breve caracterização do regime de ventos observado

Pretende-se, nesta secção, apresentar uma breve caracterização do regime de ventos observado a partir dos dados de vento da estação meteorológica providenciada pelo INEGI, recorrendo a um conjunto de parâmetros habitualmente utilizados para esta finalidade.

O primeiro passo passou por avaliar a disponibilidade global dos dados, definida como o número de registos válidos, N_{valid} , a dividir pelo número máximo de registos possível de obter no período em análise, N_{total} . É normalmente expresso em percentagem, de acordo com a equação (5.1):

$$Disponibilidade = \frac{N_{valid}}{N_{total}} \times 100 (\%) \quad (5.1)$$

A série temporal de vento utilizada abrange um período de 10 anos, entre janeiro de 2008 e dezembro de 2017 e apresenta registos em médias de 10 em 10 minutos para uma altura de 64 m a.n.s. Após um processo de validação dos dados de acordo com a existência ou não de códigos de erro nos valores da velocidade e direção do vento, foram eliminados os registos inválidos, resultando uma disponibilidade dos dados para o período em causa de 99.54%. Trata-se de um valor muito elevado que permite utilizar a série, com confiança, no conjunto de exercícios planeados.

Seguidamente, procurou-se classificar a frequência das ocorrências de acordo com *bins* ou classes de velocidade, utilizando-se para esse efeito um histograma de frequências, que se encontra representado na Figura 5.3, juntamente com a respetiva distribuição de Weibull ajustada. Foram utilizadas classes de velocidade de 1 m/s.

A metodologia utilizada para a caracterização do recurso depende muitas vezes da modelação das estatísticas do vento utilizando a distribuição de Weibull. Apesar de nem sempre as modelar de forma precisa, trata-se de uma distribuição estatística frequentemente utilizada para este finalidade, sendo caracterizada pelo seu fator de forma k e fator de escala A (Jourdier e Drobinski 2017).

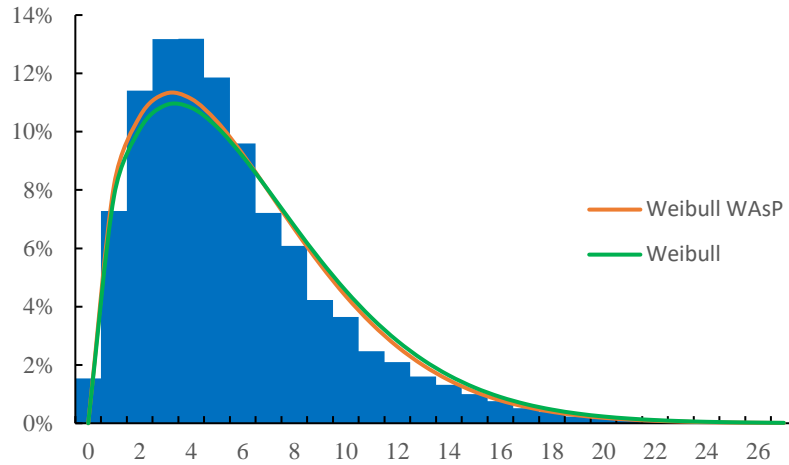


Figura 5.3 - Histograma de frequências das ocorrências da série local (2008-2017) e ajustamentos de Weibull.

Existem diferentes métodos para o cálculo dos parâmetros característicos da distribuição de Weibull. Note-se que na Figura 5.3 se encontram representados dois ajustamentos desta distribuição ao histograma de frequências das ocorrências. A curva a laranja foi traçada utilizando os parâmetros obtidos recorrendo ao WASP, enquanto que a curva a verde foi traçada ajustando o fluxo de potência da forma seguidamente descrita. Para cada uma das ocorrências da série registada na estação local foi determinado o fluxo de potência de acordo com a equação (5.2), determinando-se o valor médio desta grandeza para o período em causa.

$$P = \frac{1}{2} \cdot \rho \cdot v^3 \quad (5.2)$$

Onde:

P é o fluxo de potência em W/m^2 .
 ρ é a massa volumica média anual em kg/m^3 .
 v é a velocidade em m/s .

Utilizou-se, para este efeito, o valor da massa volumica média anual para o local em estudo, que toma o valor de 1.11 kg/m^3 . Em função da frequência das ocorrências, calculou-se o valor da frequência da distribuição de Weibull para cada um dos *bins* de velocidade considerados, assumindo-se inicialmente valores típicos de A e k . Posteriormente, determinou-se o fluxo de potência médio para cada uma das classes de velocidade tendo em conta a frequência da distribuição de Weibull. Por fim, através de um processo iterativo, procurou-se que o fluxo de potência médio atendendo à distribuição de Weibull fosse igual ao fluxo de potência médio calculado para os dados da série da estação, por variação do fator de forma k . Obtido este valor, determina-se o valor do fator de escala A , cujo valor depende de k e do valor da função gama, que se encontra representada na Figura A.1 do Anexo A, de acordo com a equação (5.3):

$$A = \frac{\bar{V}_{64m}}{\Gamma(1 + \frac{1}{k})} \quad (5.3)$$

Onde:

A é o fator de escala da distribuição de Weibull.
 k é o fator de forma da distribuição de Weibull.
 Γ é a função gama.
 V_{64m} é o valor da velocidade média a 64 m a.n.s.

A utilização desta metodologia resultou num fator de escala A igual a 6,8 m/s e um fator de forma k igual a 1,52. A metodologia do WAsP resultou num fator de forma que toma o mesmo valor e num fator de escala de 6,6 m/s.

Foram igualmente construídas as rosas características do regime de ventos local, rosa das ocorrências, rosa das velocidades e rosa das energias, que se encontram representadas nas Figuras 5.4 e 5.5. O conhecimento desta informação é importante na quantificação das interferências entre aerogeradores, influência de obstáculos e cobertura do solo.

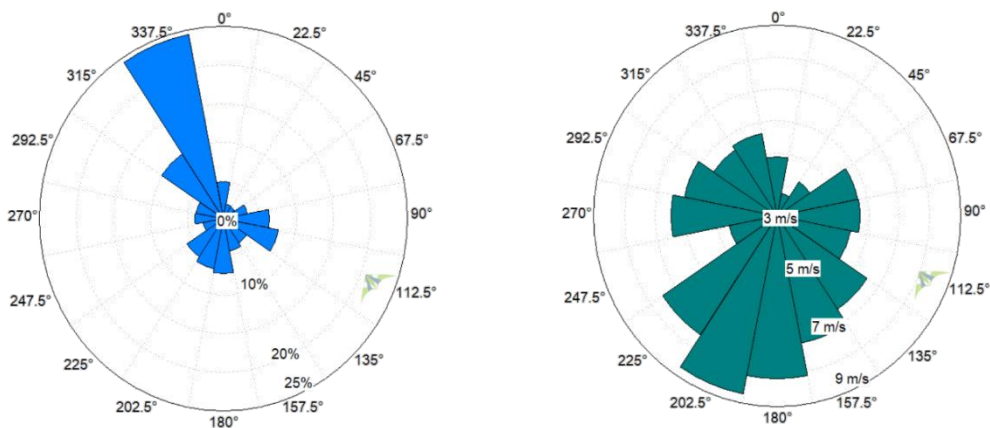


Figura 5.4 - Rosa-das-ocorrências e rosa-das-velocidades para a série local.

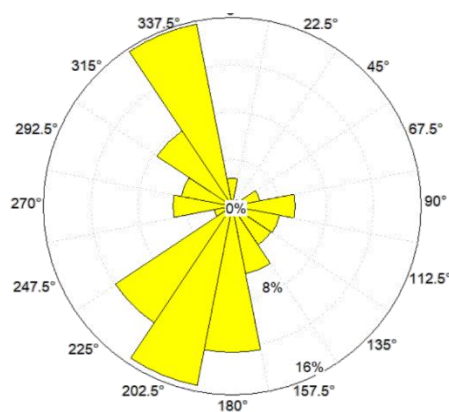


Figura 5.5 - Rosa-das-energias para a série local.

Apresentam-se, no gráfico da Figura 5.6, os valores de fluxo de potência médio anual e velocidade média anual para a totalidade do período da série medida, para melhor compreendermos o efeito da variabilidade interanual destes dois parâmetros.

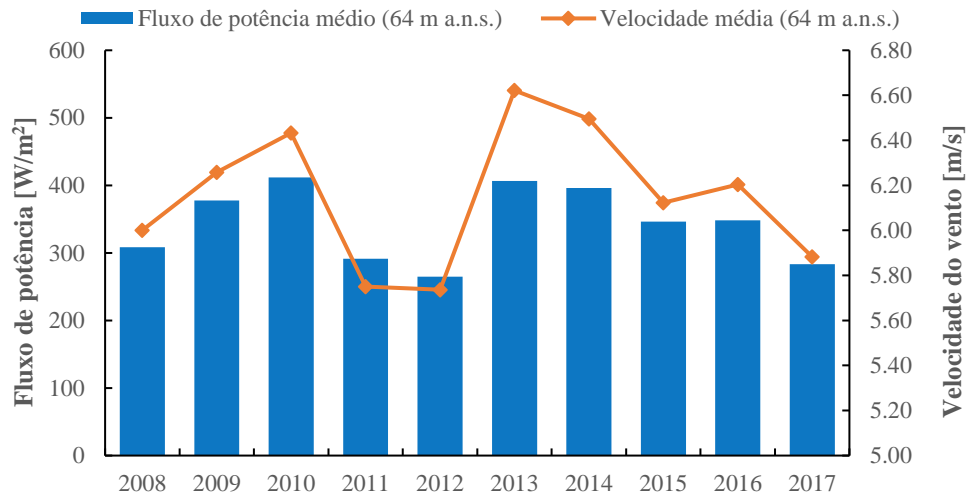


Figura 5.6 - Fluxo de potência médio anual e velocidade média anual (2008-2017).

Evidenciam-se os anos consecutivos de 2013 e 2014 como os anos cuja velocidade média registada foi mais elevada para o período dos 10 anos, e os anos consecutivos de 2011 e 2012 como os que apresentaram menor disponibilidade do recurso.

Por outro lado, o efeito da sazonalidade é ilustrado na Figura 5.7, onde se encontram os valores médios mensais de fluxo de potência e velocidade para o período dos 10 anos.

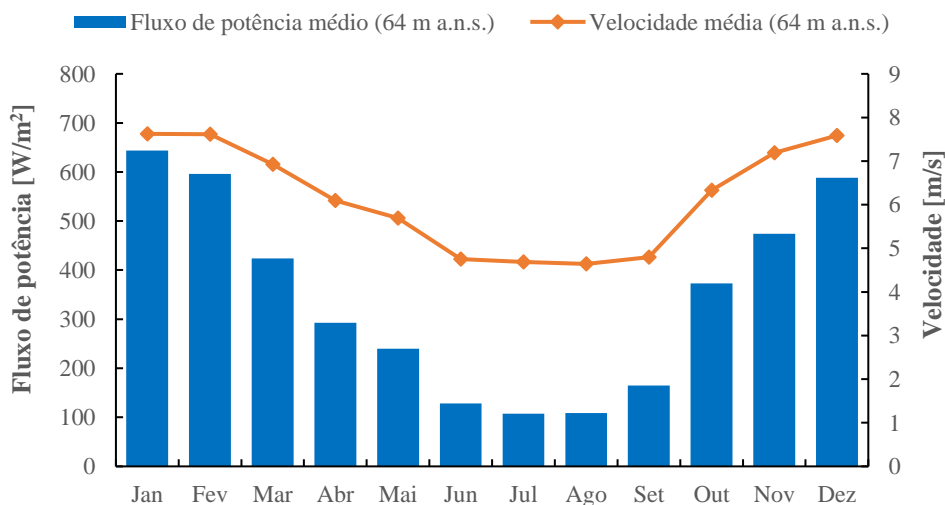


Figura 5.7 - Fluxo de potência médio mensal e velocidade média mensal (2008-2017).

Destacam-se sobretudo os meses do ano correspondentes à estação de Inverno, como os mais ventosos em termos médios para o período total. Por outro lado, os meses correspondentes à estação de Verão apresentam valores mais baixos em termos de velocidade e fluxo de potência. A distribuição mostrada é para a média dos 10 anos, sendo que em anos individualizados ela poderá assumir algumas diferenças, como se comprova na Figura 5.8.

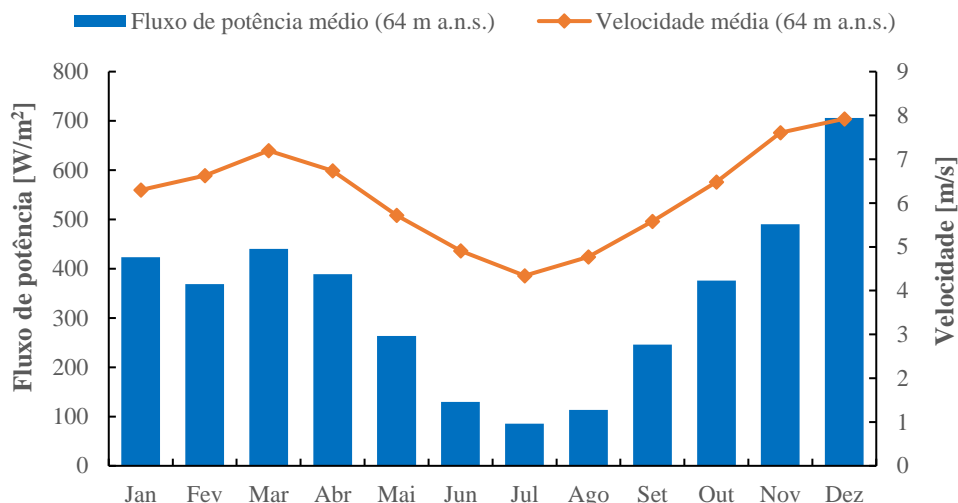


Figura 5.8 - Fluxo de potência médio mensal e velocidade média mensal (2012-2013).

O comportamento médio ao longo do dia em termos de velocidade do vento, encontra-se representado na Figura 5.9, através do perfil diário médio, traçado com médias horárias de velocidade.

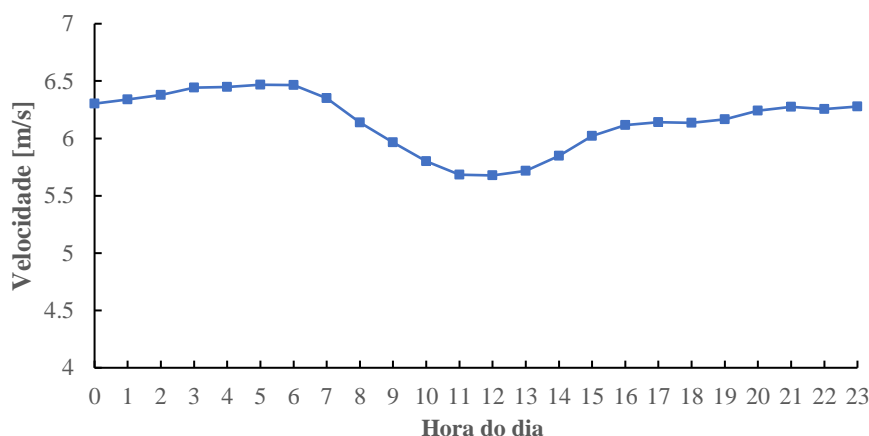


Figura 5.9 - Perfil diário médio da velocidade (2008-2017).

A Figura 5.10 mostra uma representação de médias móveis com periodicidade de 4 meses, para a velocidade do vento da série da estação local.

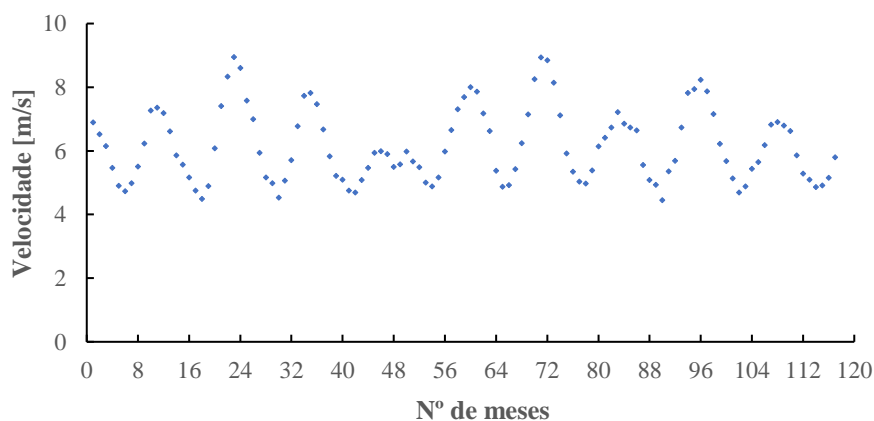


Figura 5.10 - Médias móveis de 4 meses (abril 2008-dezembro 2017).

A representação gráfica das médias móveis de 4 meses permite, igualmente, evidenciar o padrão sazonal da velocidade do vento em função da estação do ano, com os valores máximos a serem atingidos durante o Inverno.

Como foi já mencionado, o período concorrente escolhido para a implementação do método MCP foi de 2 anos. Apresenta-se na Figura 5.11 uma representação de médias móveis com periodicidade igual a 24 meses, que nos permite quantificar o desvio percentual de um período de 2 anos em termos de velocidade, relativamente à velocidade média registada para os 10 anos.

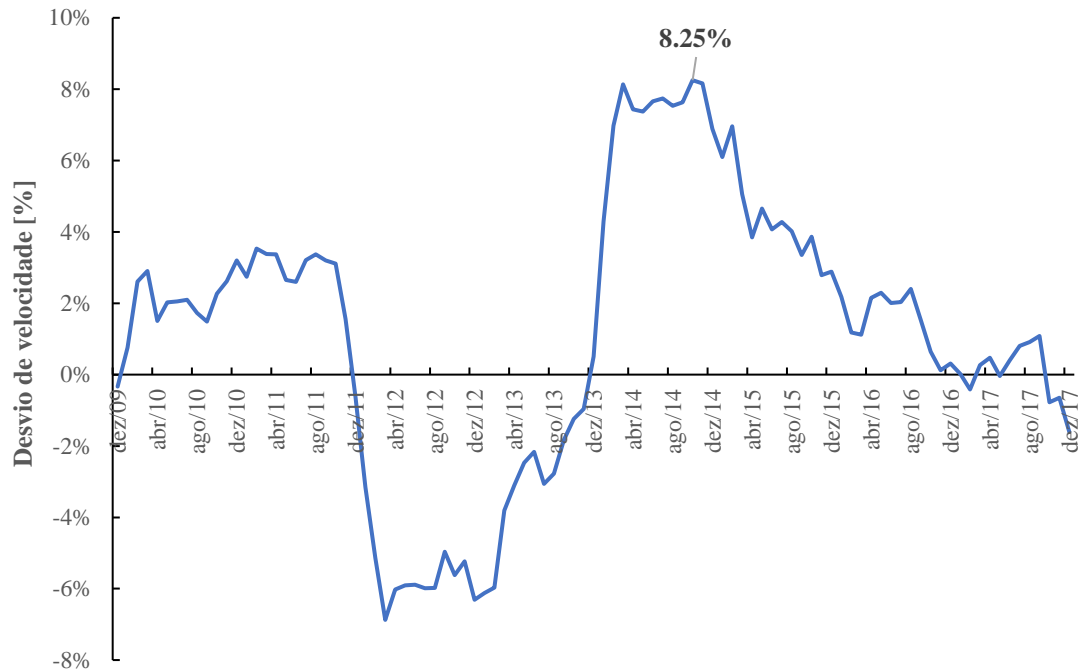


Figura 5.11 - Médias Móveis de 24 meses (2008-2017).

Na Figura 5.11 encontra-se marcada a etiqueta de dados correspondente ao maior desvio verificado relativamente à velocidade média dos 10 anos, que toma um valor de 8.25% para o período de novembro de 2012 a outubro de 2014.

A tendência é uma característica das séries temporais que não deve ser ignorada, podendo influenciar de forma decisiva as estimativas de produção por assumirmos a premissa de estabilidade climática para um determinado regime de ventos local. Na Figura 5.12 encontra-se um gráfico de dispersão de pontos para as velocidades médias mensais observados para o período de 2008 a 2017.

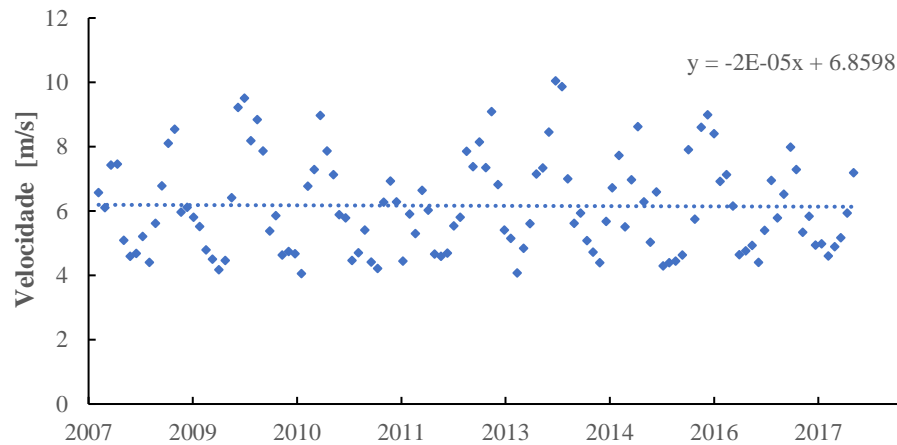


Figura 5.12 - Dispersão de pontos das velocidades médias mensais no período compreendido entre janeiro de 2008 e dezembro de 2017.

A observação do gráfico com a respetiva linha de tendência, permite-nos concluir que, nos últimos 10 anos em causa, a velocidade média do recurso se manteve praticamente estacionária, ainda que apresentando um subtil decréscimo.

De facto, a análise da evolução das tendência de longo termo do vento no passado, poderá permitir um melhor juízo de valor acerca da sua variabilidade e potencial risco de serem experimentados, no futuro, períodos com pouco vento. Aumentar a extensão do período de referência utilizado para as estimativas de produção, conduz geralmente a resultados mais precisos quando a série de vento é estacionária. No entanto, de acordo com Jude (2018), um estudo levado a cabo acerca da evolução do recurso eólico ao longo dos últimos 30 anos em várias zonas do Nordeste da Europa permitiu concluir que, para locais onde se verificaram decréscimos de cerca de 10% em termos de disponibilidade do recurso até ao presente (trata-se de um valor extremamente elevado) a extensão do período de referência típico de 30 anos teria resultado numa estimativa de produção por excesso, para os 10 a 15 anos seguintes. Verificou-se que, para estes locais, a abordagem mais precisa seria considerar os últimos 10 anos como período de referência.

Tal como foi mencionado anteriormente, o software WAsP foi a ferramenta utilizada para a estimativa da produção de um aerogerador. Na Tabela 5.1 apresentam-se os valores dos parâmetros obtidos, com os quais serão comparados os valores estimados após implementação da metodologia MCP. Os dados de vento com uma extensão temporal de 10 anos e registos em intervalos de médias de 10 minutos, serão aqueles que nos permitirão, de forma mais precisa, estimar a produção de um aerogerador, pelo que serão denominados de valores de referência para posteriores comparações.

Tabela 5.1 - Regime de ventos (WAsP), para o período de 10 anos da série local

Estação local - 64 m a.n.s.		Observado
Velocidade média [m/s]		6.15
Distribuição de Weibull	A [m/s]	6.6
	k	1.52
Fluxo de potência [W/m ²]		344
Produção de referência E92 [GWh/ano]		5.379

5.4 Utilização de anos medidos na estimativa de produção

Pretende-se agora determinar o desvio relativamente aos valores de referência apresentados na secção anterior, em termos de velocidade média do vento e produção do aerogerador, quando são utilizados diretamente dados observados na estação local para a estimativa de produção da máquina. Para tal, utilizaram-se pares de ano deslizantes começando em 2008/2009, terminando em 2016/2017, no total de nove períodos. Os resultados obtidos encontram-se na Figura 5.13.

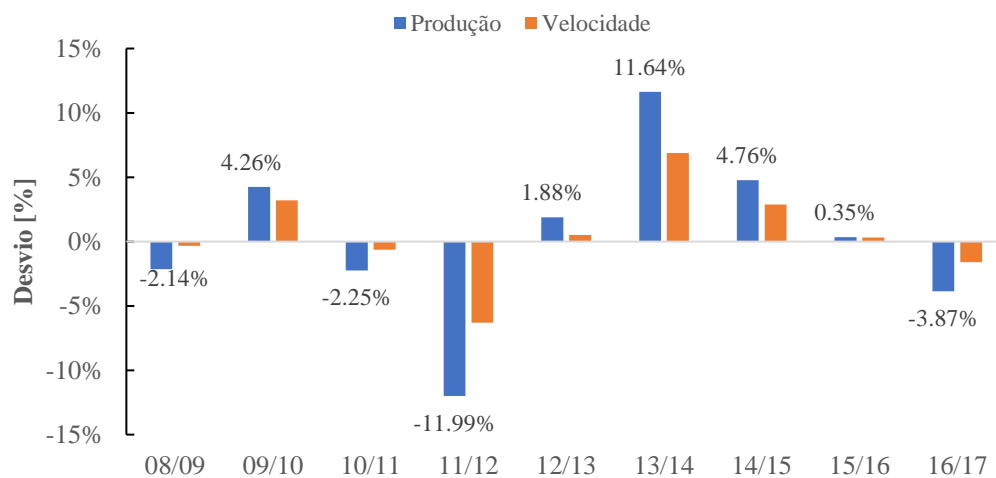


Figura 5.13 - Desvios de velocidade e produção de energia, utilizando diretamente pares de anos consecutivos.

Os resultados obtidos mostram que a produção do aerogerador foi sobrestimada em pares de anos cujo desvio relativamente à velocidade média dos 10 anos é positivo, e subestimada em pares de anos cujo desvio é negativo.

Foi executado um exercício semelhante, agora com o objetivo de analisar a influência do número de anos medidos utilizados para a estimativa de produção, apresentando-se os resultados obtidos na Figura 5.14. Começou-se por determinar os valores dos desvios utilizando os dados observados na estação local para o ano de 2008, acrescentando-se sucessivamente

mais um ano ao período utilizado, até utilizarmos os 10 anos. Para este período, os desvios são, evidentemente, nulos relativamente aos valores assumidos como referência.

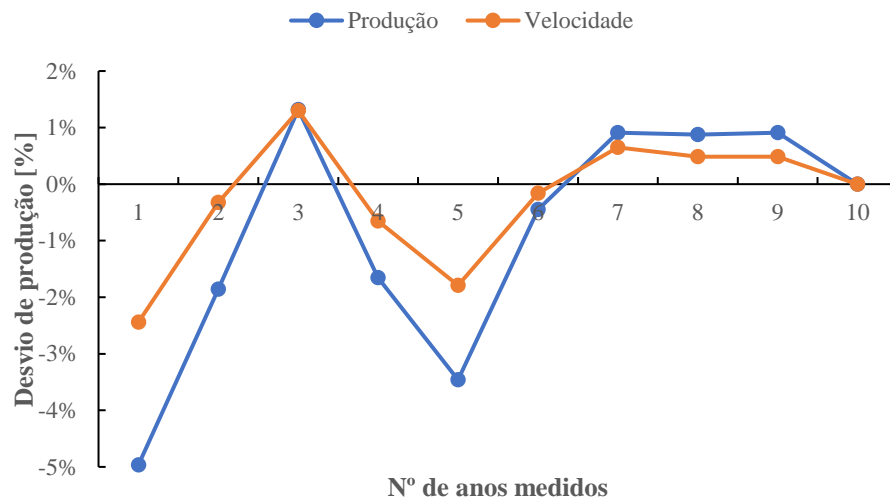


Figura 5.14 - Influência do número de anos medidos na estimativa de produção.

Realça-se o efeito de juntar ao período os anos de 2011 e 2012, que fazem com que passemos de um desvio positivo de produção de cerca de 1,5% para uma subestimativa de aproximadamente 3,5%. Foram, efetivamente, os dois anos menos ventosos do período total em causa.

Verifica-se que quando é introduzido o ano de 2013, cuja velocidade média anual apresentou o máximo desvio positivo face à média da totalidade do período, passamos de uma subestimativa da produção de cerca de 5%, para um desvio aproximadamente nulo com 6 anos medidos. Este equilíbrio poderá ser justificado face aos anos menos ventosos de que há registo neste período, 2011 e 2012, juntamente com outro ano muito ventoso, 2010, e com os anos de 2008 e 2009 cujos desvios são muito similares, porém de sinal contrário.

Com 2 anos medidos conseguimos uma velocidade média muito próxima da média dos 10 anos, no entanto, com um desvio próximo de 2% em termos de produção, justificado pelo facto de existir ainda um erro considerável no fator de forma da distribuição de Weibull que está a afetar o resultado, de cerca de 2%. A verdade é que apenas a partir de 6 anos, com início em 2008, conseguiríamos para este local ter uma boa representatividade, onde os desvios em velocidade e produção são de facto reduzidos. Este resultado é ilustrativo da vantagem em utilizar metodologias de extensão da representatividade de séries de dados, uma vez que é pouco provável haver disponibilidade de efetuar medições num local durante seis anos antes de tomar decisões fundamentais sobre o projeto.

Se olharmos aos valores de desvio em velocidade para 2, 4 e 6 anos medidos, verificamos que são efetivamente próximos. No entanto, em termos de desvio em produção, para 6 anos medidos o desvio em produção é menor comparativamente aos outros dois, apresentando igualmente um menor desvio em termos de k . Apresenta-se na Figura 5.15 o desvio do fator da distribuição de Weibull face ao valor de referência.

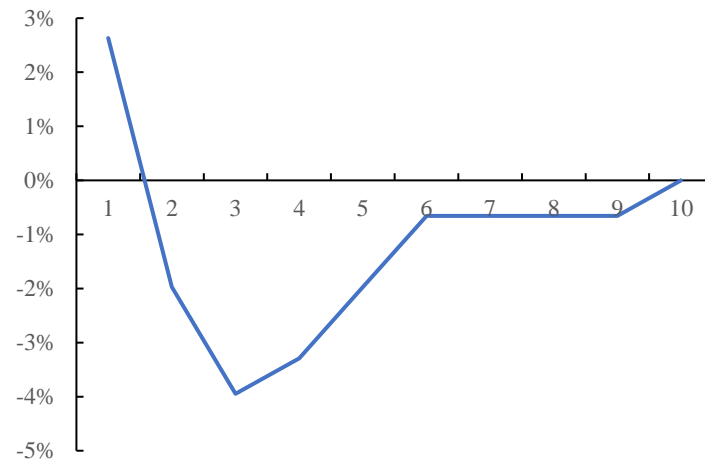
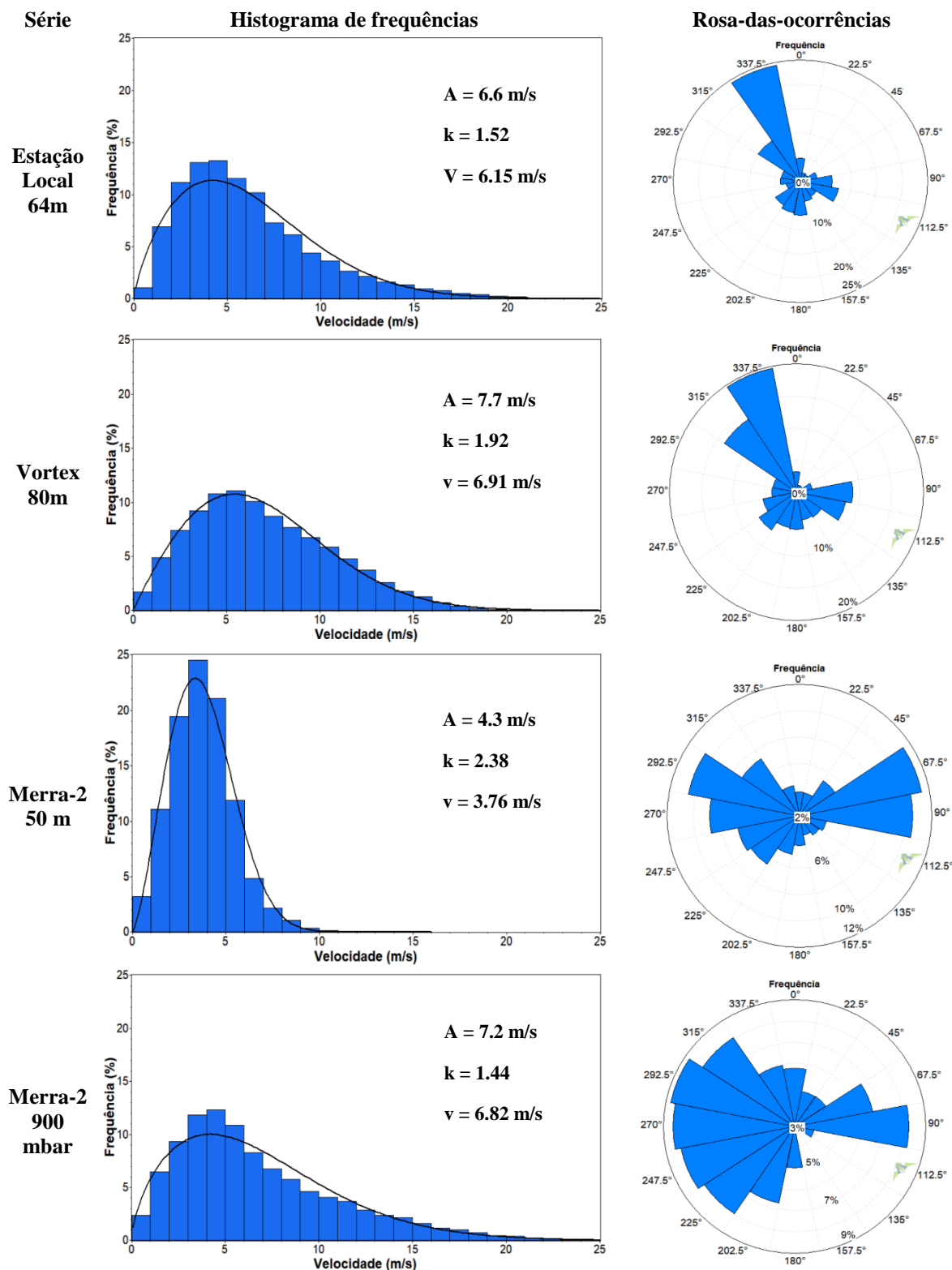


Figura 5.15 - Desvio do fator k face ao valor de referência, em função do número de anos utilizados para a estimativa de produção de um aerogerador.

5.5 Características das séries utilizadas

Ilustra-se agora um quadro sumário de algumas características relativas às quatro séries utilizadas neste estudo, para o período de 2008 a 2017. O mesmo encontra-se representado na Tabela 5.2.

Tabela 5.2 - Características das séries local, Vortex, Merra-2 50 m e Merra-2 900 mbar



Da observação do quadro apresentado, verifica-se uma grande discrepância dos parâmetros da série de reanálise Merra-2 50 m relativamente à série local, nomeadamente as grandes diferenças na distribuição setorial das ocorrências e no fator de escala da distribuição de Weibull ajustada ao respetivo histograma. Esta poderia ser, desde já, uma indicação de que poderemos não estar na presença de uma série representativa do regime de ventos local, sendo questionável a sua adequabilidade para esta situação. Também a série Merra-2 900 mbar apresenta uma rosa-das-ocorrências muito distinta da série local. Este facto poderá ser justificado pelo facto de a estação estar localizada num terreno complexo. A resolução espacial pouco refinada da reanálise de Merra-2 poderá não ser suficiente para aproximar de forma satisfatória a rosa-das-ocorrências. A série Vortex, de melhor resolução espacial, parece conseguir reproduzi-la de modo mais preciso.

Na Figura 5.16 encontram-se representadas as médias móveis de 24 meses para as quatro séries utilizadas. Os desvios em velocidade foram determinados relativamente à velocidade média do período de referência, 10 anos, de cada uma das séries.

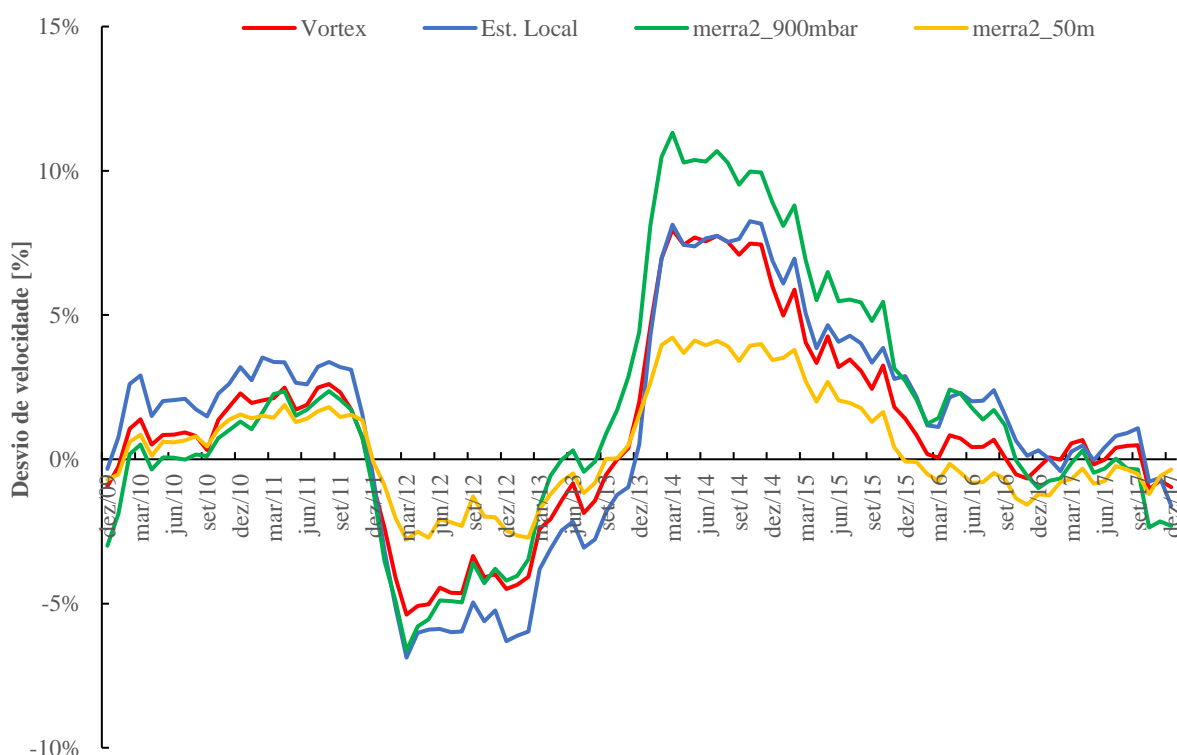


Figura 5.16 - Médias móveis de 24 meses das séries utilizadas, para o período dos 10 anos.

Uma análise do gráfico da Figura 5.16 mostra, para a série Merra-2 50 m, um comportamento em velocidade que parece não acompanhar da melhor forma a evolução da velocidade da série da estação local. Qualitativamente a série acompanha as restantes, mas os desvios relativamente à média parecem de alguma forma amortecidos.

A série Vortex demonstra o melhor acompanhamento em velocidade das medições.

Ilustra-se na Figura 5.17 o perfil diário da velocidade para as séries utilizadas, exceto para a série Merra-2 900 mbar por apenas apresentar registos de 6 em 6 h não sendo, pois, possível traçar o seu comportamento médio em velocidade em função das 24 h do dia.

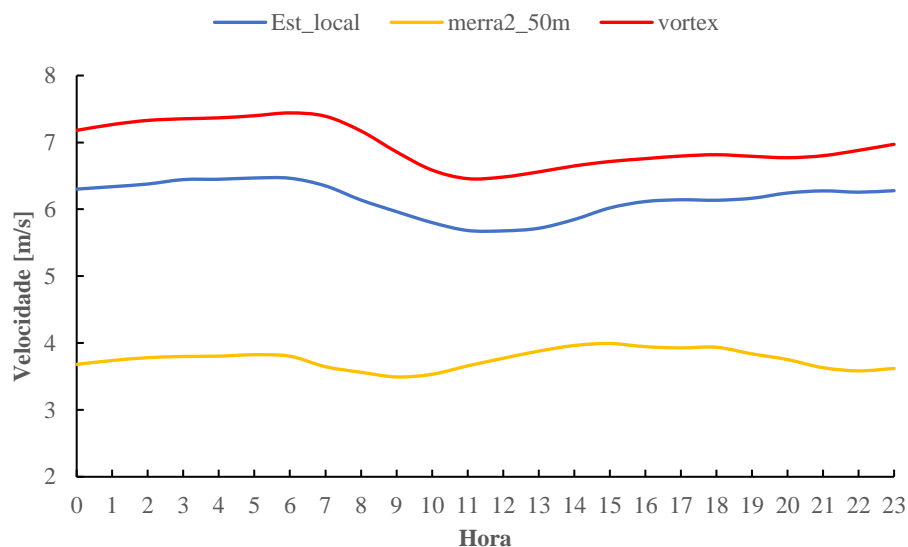


Figura 5.17 - Perfil médio diário da velocidade para as séries Vortex, Merra-2 50 m e estação local (2008-2017).

Como primeira abordagem para analisar o desempenho das séries de reanálise em termos de correlação, foram estabelecidas correlações baseadas em velocidades médias mensais, por forma a termos uma primeira consciencialização da eventual qualidade, ou ausência dela, da relação entre os conjuntos de dados, mostrando-se os resultados na Tabela 5.3.

Tabela 5.3 - R^2 médio mensal para as 3 séries de referência utilizadas

Série	R^2 médio mensal
Vortex	0.96
Merra-2 900 mbar	0.95
Merra-2 50 m	0.69

As séries Vortex e Merra-2 900 mbar apresentaram valores de R^2 médio mensal muito elevados, contrariamente à série Merra-2 50 m que, uma vez mais, revela um comportamento díspar face ao comportamento do vento observado na estação local.

5.6 Testes de auto previsão

Nesta secção apresentam-se os resultados obtidos relativamente à qualidade dos métodos MCP implementados, utilizando-se como critério o teste de auto previsão cuja natureza foi já descrita na secção 4.5. Os mesmos encontram-se representados nas Tabelas 5.4, 5.5 e 5.6.

Tabela 5.4 - Resultados dos testes de auto previsão para os MCP estabelecidos com a série Vortex

Período	RMSE	Desvio Produção [%]	Desvio Velocidade [%]	Desvio k [%]	Desvio A [%]
2008/2009	1.89	-0.50	0.00	23.3	3.1
2009/2010	1.95	1.31	0.00	20.8	4.5
2010/2011	1.96	1.40	0.49	24.0	4.7
2011/2012	1.91	-3.42	0.35	25.3	3.2
2012/2013	1.94	-2.04	0.00	23.0	3.0
2013/2014	1.94	1.49	0.15	19.1	2.9
2014/2015	1.87	-0.65	0.16	16.4	3.0
2015/2016	1.87	-0.95	0.00	19.9	4.6
2016/2017	1.87	-1.42	0.17	25.5	3.1

Tabela 5.5 - Resultados dos testes de auto previsão para os MCP estabelecidos com a série Merra-2 900 mbar

Período	RMSE	Desvio Produção [%]	Desvio Velocidade [%]	Desvio k [%]	Desvio A [%]
2008/2009	1.70	-4.22	0.49	10.81	0.00
2009/2010	1.70	-3.60	0.00	9.03	0.00
2010/2011	1.71	-4.20	0.33	8.16	0.00
2011/2012	1.60	-7.31	0.35	3.11	-3.23
2012/2013	1.64	-6.96	0.00	6.06	-2.99
2013/2014	1.65	-3.16	0.31	7.50	0.00
2014/2015	1.60	-4.14	0.32	3.90	0.00
2015/2016	1.61	-5.93	0.00	5.92	0.00
2016/2017	1.62	-6.26	0.17	6.25	-1.56

Tabela 5.6 - Resultados dos testes de auto previsão para os MCP estabelecidos com a série Merra-2 50 m

Período	RMSE	Desvio Produção [%]	Desvio Velocidade [%]	Desvio k [%]	Desvio A [%]
2008/2009	2.46	-8.39	0.00	32.02	3.08
2009/2010	2.52	-7.08	0.00	29.17	4.55
2010/2011	2.47	-8.40	0.49	29.45	4.69
2011/2012	2.38	-12.67	0.52	29.75	1.61
2012/2013	2.48	-11.60	0.00	32.30	1.49
2013/2014	2.52	-6.97	0.15	28.03	2.86
2014/2015	2.49	-7.66	0.16	24.34	1.49
2015/2016	2.47	-8.71	0.16	23.84	1.54
2016/2017	2.38	-10.38	0.17	22.93	0.00

A análise dos resultados permite-nos afirmar que quando o par de anos 2011/2012 é utilizado como período concorrente para a implementação da metodologia MCP, a qualidade do teste de auto previsão assume os valores mais afastados em termos de produção, para todas as série de referência utilizadas, com um desvio de -3,42% para a série Vortex, -7,31% para a série Merra-2 900 mbar e -12,67% para a série Merra-2 50 m.

Para a série Vortex, o período de 2008/2009 conduziu ao melhor resultado, com um desvio de apenas 0,5% em termos de produção. No caso da série Merra-2 900 mbar foi o par de anos 2013/2014 que permitiu obter o melhor resultado entre os nove MCP implementados tendo esta série como referência, com um desvio em produção de -3,16%. Por fim, para a série Merra-2 50 m, também 2013/2014 permitiu o melhor resultado, tendo-se obtido um valor de -6,97%.

Claramente, a série Vortex apresenta-se como aquela que, globalmente, permitiu atingir uma qualidade superior na capacidade que demonstrou em sintetizar de forma mais precisa a série correspondente ao período concorrente utilizado para o método MCP.

Uma análise mais atenta dos resultados permite verificar a existência de um período (2009/2010) que originou um desvio nulo em velocidade. Todavia, para a série Vortex resultou um desvio em produção de 1,31%. para a série Merra-2 900 mbar um desvio de 3,60% e para a Merra-2 50 m um desvio de -7,08%. Apesar de as séries sintetizadas para esse período terem resultado num valor de velocidade média igual ao da série da estação local para esse período, a verdade é que em termos de produção isso não se verificou. A combinação dos desvios dos parâmetros da distribuição de Weibull poderá justificar estas diferenças. Por um lado, a série Vortex mostra um desvio de 20,8% no fator de forma e 4,5% no fator de escala. Por outro lado, série Merra-2 50 m apesar de ter praticamente o mesmo desvio em termos de A , tem um desvio de 29,17% em k . Por último, a Merra-2 900 mbar mostra um desvio nulo no fator de escala e cerca de 9% no fator de forma.

O desvio padrão é um parâmetro estatístico muitas vezes utilizado para quantificar a incerteza na estimativa da velocidade média com o método MCP. Com fontes de dados de longo termo de referência e conhecendo-se os dados de longo termo do local em estudo, podem utilizar-se múltiplos períodos concorrentes mais curtos para inferirmos quanto à precisão das estimativas de velocidade média para o local em estudo (Rogers, Rogers e Manwell 2005).

Para o efeito supramencionado, procedeu-se ao cálculo do erro absoluto médio na estimativa da velocidade de longo termo, com os 9 períodos bianuais utilizados para cada uma das séries, e ao respetivo desvio padrão. Os resultados mostram-se na Figura 5.18.

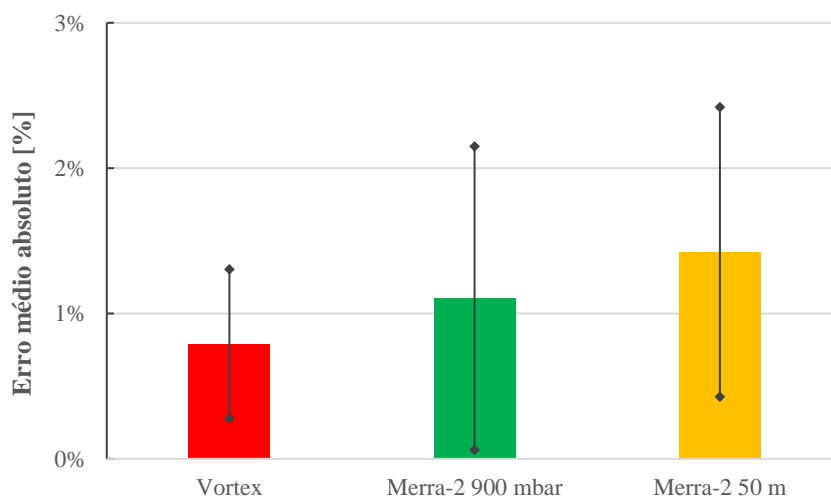


Figura 5.18 - Erro absoluto médio de previsão da velocidade. As extremidades das barras limitam um desvio padrão relativamente ao valor médio.

A série Vortex conduziu ao erro médio absoluto mais baixo, assim como ao menor valor de desvio padrão. Apesar de as séries Merra-2 terem valores deste último parâmetro muito semelhantes (cerca de 1%), o erro absoluto médio foi menor para a Merra-2 900 mbar.

5.7 Implementação da metodologia MCP

Nas secções que se seguem, no contexto da implementação do método MCP utilizando as séries de referência já mencionadas, ilustrar-se-ão as correlações setoriais em velocidade, para o par de anos cujo R^2 foi mais elevado. Apresentar-se-á igualmente uma discriminação setorial dos valores de R^2 , declive e ordenada na origem da função linear ajustada, número de registos e desvio médio em direção, para os períodos correspondentes ao melhor e pior coeficiente de correlação de dados resultante. A discriminação setorial dos parâmetros supramencionados para os restantes períodos encontra-se nas Tabelas B.1 a D.7 dos Anexos B, C e D. Serão também mostrados os desvios em termos de estimativa de produção do aerogerador. A produção é obtida utilizando o WAsP, alimentado com a série de vento extrapolada após utilização do método MCP, composta por 2 anos medidos e 8 anos extrapolados, afetada de uma correção com base no resultado do desvio de produção obtido nos testes de auto previsão, em conformidade com a equação (5.1). Os valores obtidos serão comparados com os valores de referência.

$$P_{estimada} = P_{2+8} \times \frac{1}{1 + (0.8 \times D_{AP})} \quad (5.1)$$

Onde:

P estimada é a produção estimada do aerogerador.

P_{2+8} é a produção obtida com a série composta por 2 anos medidos e 8 anos extrapolados.

D_{AP} é o desvio de produção obtido no teste de auto previsão realizado para o respetivo período concorrente.

5.7.1 MCP utilizando reanálise Vortex

A série de reanálise Vortex apresenta registos das ocorrências de velocidade numa periodicidade horária, tendo-se procedido ao cálculo das velocidades médias horárias da estação local, de modo a que resolução temporal dos dois conjuntos de dados fosse coincidente, antes da implementação do MCP. Apresentam-se nas Tabelas 5.7 e 5.8 os resultados setoriais após implementação do método, para os pares de anos cujos valores de R^2 global tomaram o maior e menor valor, respetivamente.

Tabela 5.7 - Resultados setoriais do MCP no período concorrente de 2009/2010, correspondente ao melhor R² global obtido com a série Vortex

Setor	Declive	Offset	R ²	Nº registros	Desvio médio [°]
N (1)	0.95	0.96	0.69	539	3
NNE (2)	0.86	1.52	0.62	183	-3
NE (3)	0.67	2.05	0.54	188	-18
ENE (4)	0.59	1.60	0.50	400	-20
E (5)	0.69	0.26	0.54	1706	-10
ESSE (6)	0.73	-0.17	0.58	1683	-12
SE (7)	0.94	-0.37	0.62	797	-3
SSE (8)	0.98	-0.21	0.76	816	2
S (9)	0.97	-0.26	0.74	1050	6
SSW (10)	0.99	-0.28	0.74	931	3
SW (11)	1.01	-0.80	0.72	1124	-1
WSW (12)	0.85	-0.69	0.63	882	6
W (13)	1.00	-0.43	0.82	673	7
WNW (14)	0.97	0.25	0.88	730	3
NW (15)	0.94	0.27	0.82	2497	4
NNW (16)	0.86	0.55	0.60	3299	6
Global	0.87	0.24	0.70	17498	

Tabela 5.8 - Resultados setoriais do MCP no período concorrente de 2011/2012, correspondente ao pior R² global obtido com a série Vortex

Setor	Declive	Offset	R ²	Nº registros	Desvio médio [°]
N (1)	0.92	0.95	0.53	483	6
NNE (2)	0.75	1.59	0.49	196	-2
NE (3)	0.72	1.78	0.54	223	-10
ENE (4)	0.46	2.10	0.40	401	-16
E (5)	0.76	-0.32	0.55	1680	-10
ESSE (6)	0.56	0.92	0.43	1397	-13
SE (7)	0.82	0.28	0.57	937	-6
SSE (8)	0.87	0.43	0.70	774	5
S (9)	0.91	0.12	0.70	1093	7
SSW (10)	0.95	0.31	0.76	872	0
SW (11)	0.84	0.09	0.66	984	-2
WSW (12)	0.68	0.21	0.57	952	6
W (13)	0.90	-0.21	0.68	664	6
WNW (14)	0.91	0.47	0.84	667	4
NW (15)	0.88	0.37	0.72	2618	7
NNW (16)	0.96	0.03	0.62	3290	5
Global	0.78	0.62	0.63	17231	

Para o período com a melhor correlação global, 2009/2010, os setores 14 e 15 apresentaram os melhores valores de R^2 , tratando-se dos rumos predominantes observados na rosa-das-ocorrências local. Verifica-se também que para este período, 2 dos 3 setores com o número de registos mais baixo originam valores de R^2 igualmente mais baixos.

Por outro lado, no período 2011/2012 foram os setores 10 e 14 os que revelaram maior R^2 , tendo-se verificado que 2 dos 3 setores com a pior correlação denotam igualmente um menor número de registos.

Para ambos os períodos, os setores 2, 3 e 4, que têm o menor número registos para efeitos de correlação, mostraram ser aqueles cujo valor do *offset* da função linear ajustada foi mais elevado, igualmente com os valores de declive mais baixos.

De um ponto de vista físico poderemos afirmar que as funções lineares ajustadas a estes casos particulares têm menos significado, na medida em que uma velocidade nula na série de referência implicará um valor cada vez mais elevado na estação local à medida que o valor da ordenada na origem aumenta. Ainda assim, os setores 2, 3 e 4 possuem uma contribuição energética baixa, de acordo com a rosa-das-energias local, comparativamente aos restantes.

Nas Tabelas 5.9 e 5.10 apresentam-se os gráficos resultantes das correlações setoriais em velocidade estabelecidas, para o melhor R^2 global.

Tabela 5.9 - Correlações setoriais de velocidade para os setores 1 a 8, período 2009/2010, série Vortex

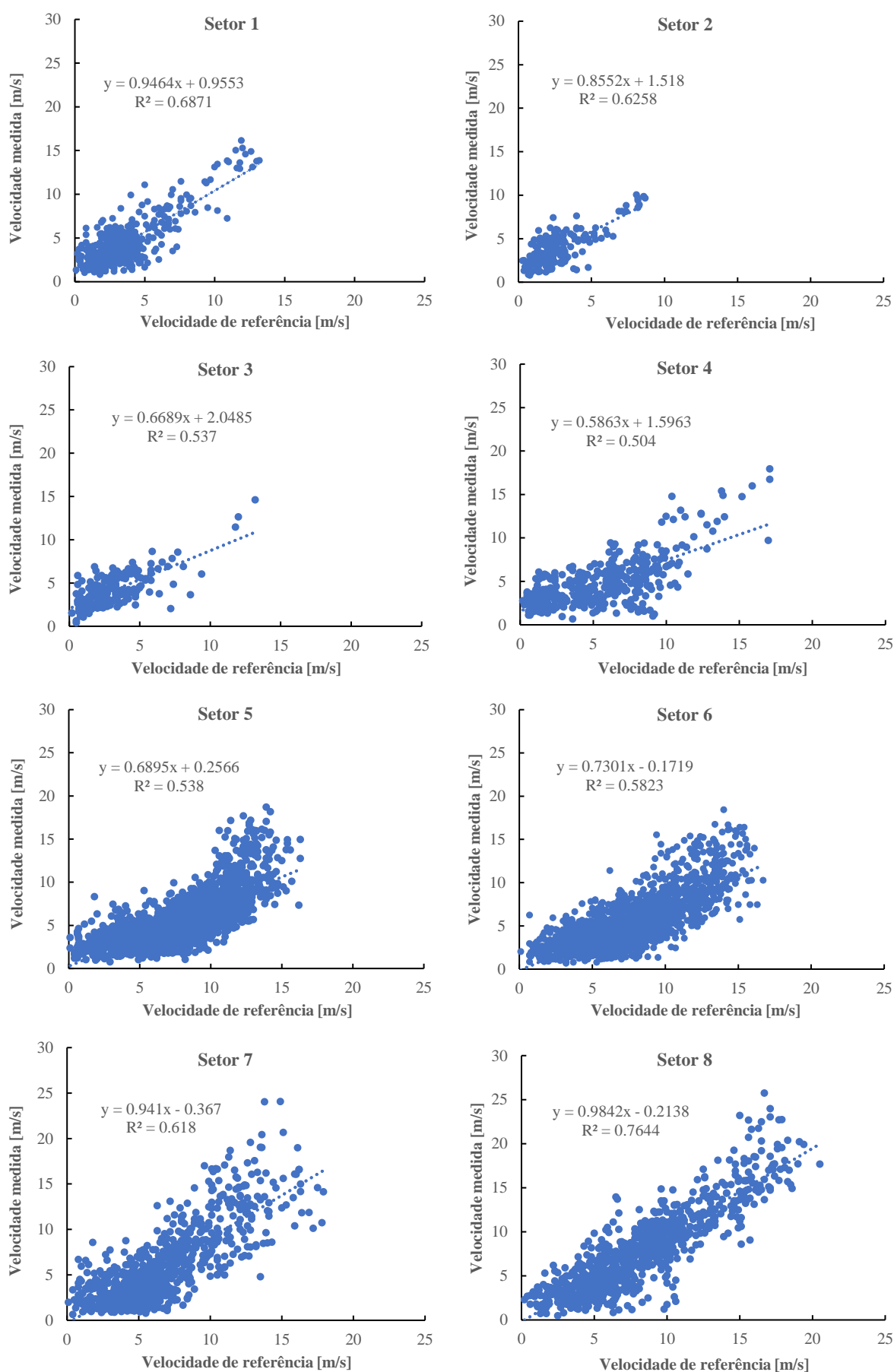
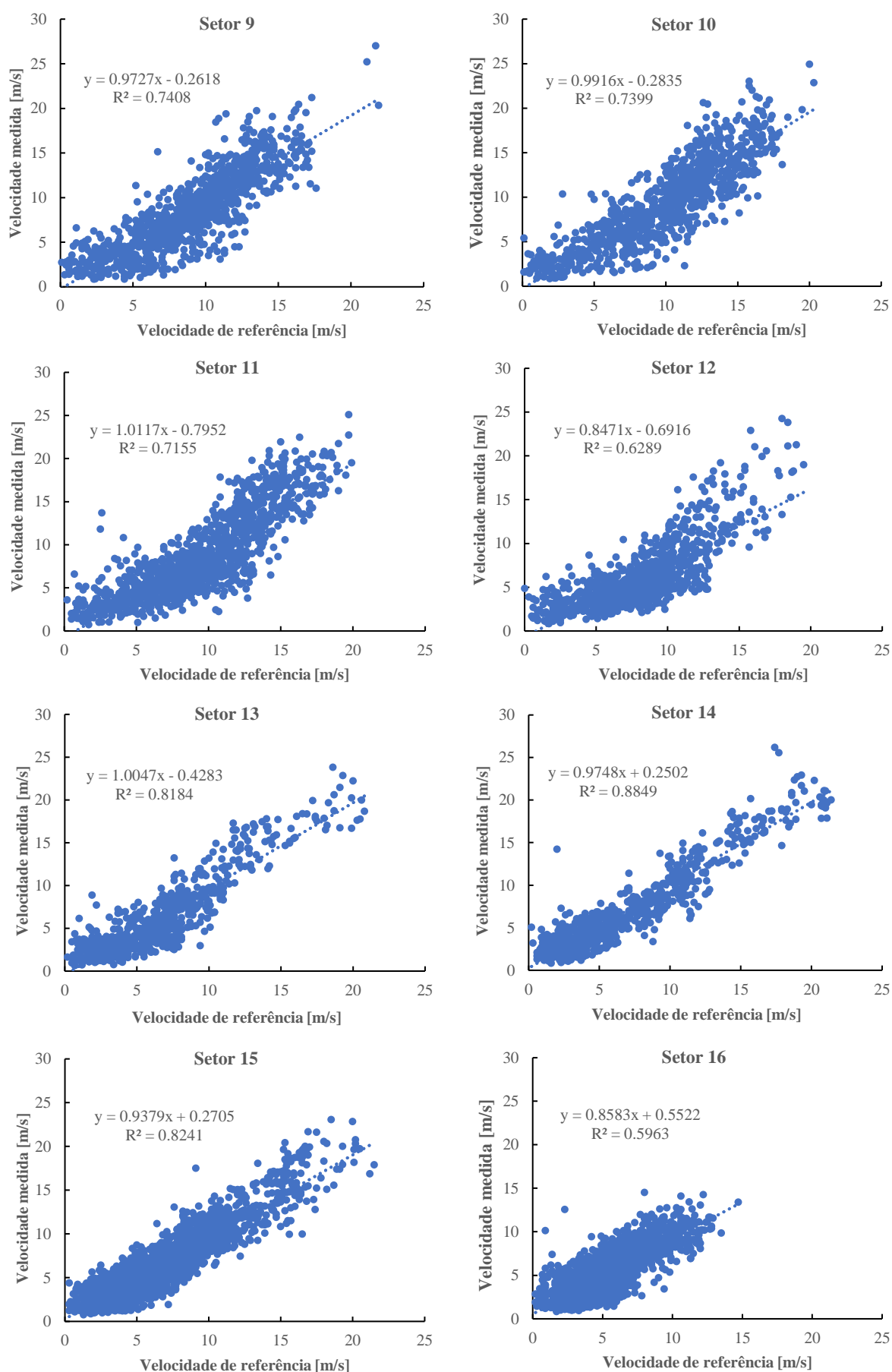


Tabela 5.10 - Correlações setoriais de velocidade para os setores 9 a 16, período 2009/2010, série Vortex



Os resultados das estimativas de produção do aerogerador tendo por base as séries de longo termo sintetizadas após a execução dos métodos MCP para os 9 pares de anos deslizantes utilizados, encontram-se graficamente representados na Figura 5.19.

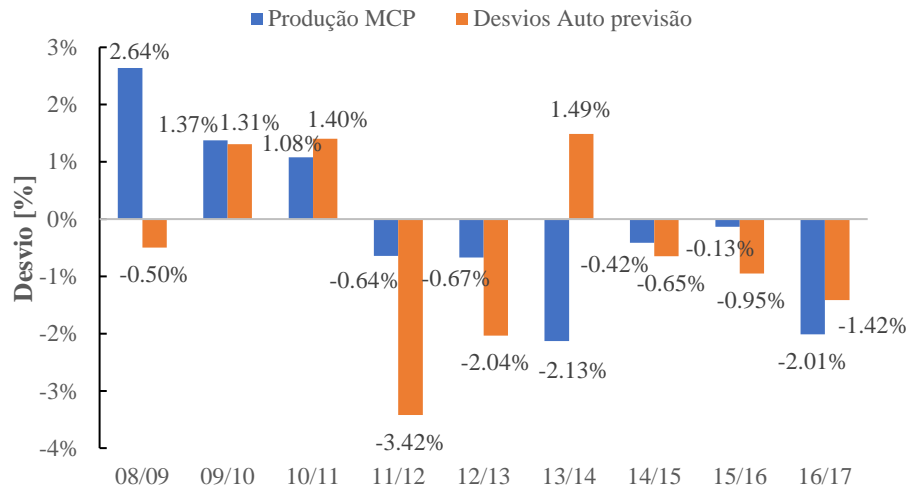


Figura 5.19 - Desvios de produção obtidos para os MCP e para os testes de auto previsão, tendo como referência de longo termo a série Vortex.

Para a maioria dos períodos concorrentes, os MCP executados com a série de referência Vortex conduziram a subestimativas na ordem de 1%, sendo que para os períodos de 2008/2009 e 2016/2017 os desvios são da ordem dos 2%.

Na Figura 5.20 estão representados os desvios de produção obtidos após MCP, comparativamente aos que resultariam caso fossem utilizadas diretamente as medições relativas a cada período.

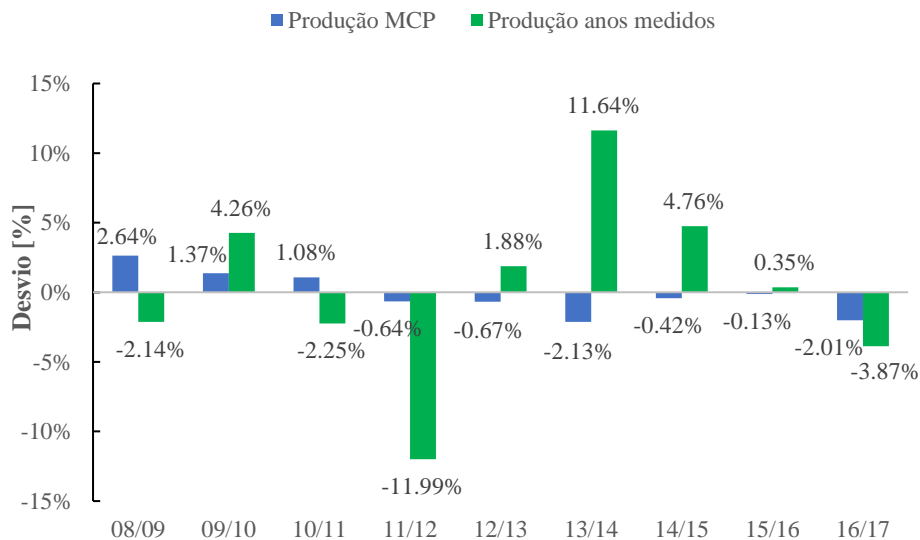


Figura 5.20 - Desvios de produção obtidos após correção de longo termo e utilizando diretamente medições dos respectivos períodos, para a série Vortex.

Apenas para o período de 2008/2009 poderemos dizer que as medições utilizadas diretamente para as estimativas de produção conduziram a melhores resultados. Para os restantes períodos bianuais, a correção de longo termo permitiu melhorias substanciais,

realçando-se os casos extremos de 2011/2012 e 2013/2014 para os quais os dados observados conduziram a desvios de produção na ordem dos 12%. Os valores obtidos para estes períodos em particular, remetem claramente para a importância da extensão da representatividade das medições.

Foi feito um exercício para a série Vortex com o intuito de avaliar a influência do número de anos utilizados no período concorrente para o método MCP, com início em 2008, encontrando-se os resultados na Figura 5.21.

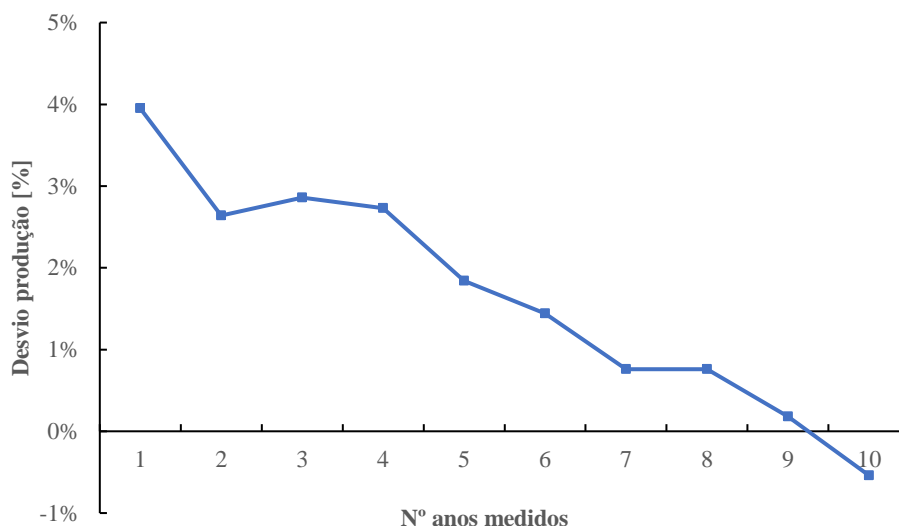


Figura 5.21 - Influência do número de anos medidos na estimativa de produção de um aerogerador, tendo como referência a série Vortex.

O erro que resulta da utilização de 10 anos medidos como período concorrente está associado à integração temporal realizada, através do cálculo das médias horárias cuja produção difere da utilização de 10 anos medidos com registos de 10 em 10 minutos. Genericamente, o comportamento observado vai de encontro ao que seria esperado. À medida que utilizamos um maior número de anos para o período concorrente de forma a extrapolar os dados para dez anos, os resultados tendem para um menor desvio. O acréscimo sucessivo de um ano para o período concorrente implica a extrapolação de menos um ano, que é substituído por outro de medições, na série composta que é utilizada para o cálculo do desvio de produção do aerogerador.

5.7.2 MCP utilizando reanálise Merra-2 900 mbar

A série de reanálise Merra-2 900 mbar tem uma resolução temporal de 6 horas, tendo-se procedido à determinação das médias de 6 em 6 horas para a série da estação local. Apresentam-se nas Tabelas 5.11 e 5.12 os resultados setoriais obtidos com o método MCP.

Tabela 5.11 - Resultados setoriais do MCP no período concorrente de 2015/2016, correspondente ao melhor R^2 global obtido, para a série Merra-2 900 mbar

Setor	Declive	Offset	R^2	Nº registos	Desvio médio [°]
N (1)	0.70	1.94	0.71	183	-19
NNE (2)	0.61	1.76	0.73	140	-31
NE (3)	0.36	2.24	0.35	136	-26
ENE (4)	0.51	1.85	0.67	173	-14
E (5)	0.44	2.35	0.63	233	-4
ESSE (6)	0.41	3.03	0.48	103	0
SE (7)	0.56	2.79	0.73	106	-8
SSE (8)	0.76	1.82	0.76	119	-13
S (9)	0.69	2.29	0.79	152	-16
SSW (10)	0.75	1.79	0.83	226	-16
SW (11)	0.85	0.50	0.85	259	-9
WSW (12)	0.69	0.79	0.79	219	5
W (13)	0.65	1.01	0.82	235	23
WNW (14)	0.82	0.84	0.86	235	24
NW (15)	0.86	1.08	0.80	215	14
NNW (16)	0.79	1.78	0.73	185	-7
Global	0.68	1.55	0.73	2919	

Os setores 6 e 7 apresentam os valores de *offset* mais elevados, coincidindo com os setores onde o número de registos para efeitos de correlação é menor. Parece existir uma tendência para que os setores com maior número de registos apresentem um coeficiente de correlação de dados mais elevado.

Tabela 5.12 - Resultados setoriais do MCP no período concorrente de 2011/2012, correspondente ao pior R^2 global obtido, para a série Merra-2 900 mbar

Setor	Declive	Offset	R^2	Nº registros	Desvio médio [°]
N (1)	0.70	1.81	0.67	161	-20
NNE (2)	0.56	1.76	0.62	139	-30
NE (3)	0.37	2.03	0.49	139	-25
ENE (4)	0.49	1.90	0.53	202	-4
E (5)	0.58	1.35	0.75	230	1
ESSE (6)	0.35	3.43	0.43	100	-2
SE (7)	0.59	2.33	0.66	104	3
SSE (8)	0.65	2.55	0.72	95	-4
S (9)	0.67	1.91	0.79	154	-15
SSW (10)	0.76	1.63	0.81	186	-12
SW (11)	0.79	1.03	0.80	221	-5
WSW (12)	0.60	0.89	0.72	238	9
W (13)	0.64	0.79	0.78	238	22
WNW (14)	0.71	1.31	0.70	246	26
NW (15)	0.75	1.57	0.75	228	13
NNW (16)	0.79	1.66	0.78	181	0
Global	0.64	1.62	0.68	2862	

Os setores 6 e 8, cujo número de registos para o estabelecimento de correlações foi menor, apresentaram os valores de *offset* mais elevados. Não parece, no entanto, existir uma tendência clara que identifique os setores cujo valor de R^2 é mais elevado.

Ilustram-se nas Tabelas 5.13 e 5.14 os gráficos referentes às correlações setoriais de velocidade estabelecidas para o período concorrente que conduziu ao melhor R^2 .

Tabela 5.13 - Correlações setoriais de velocidade para os setores 1 a 8, período 2015/2016, série Merra-2 900 mbar

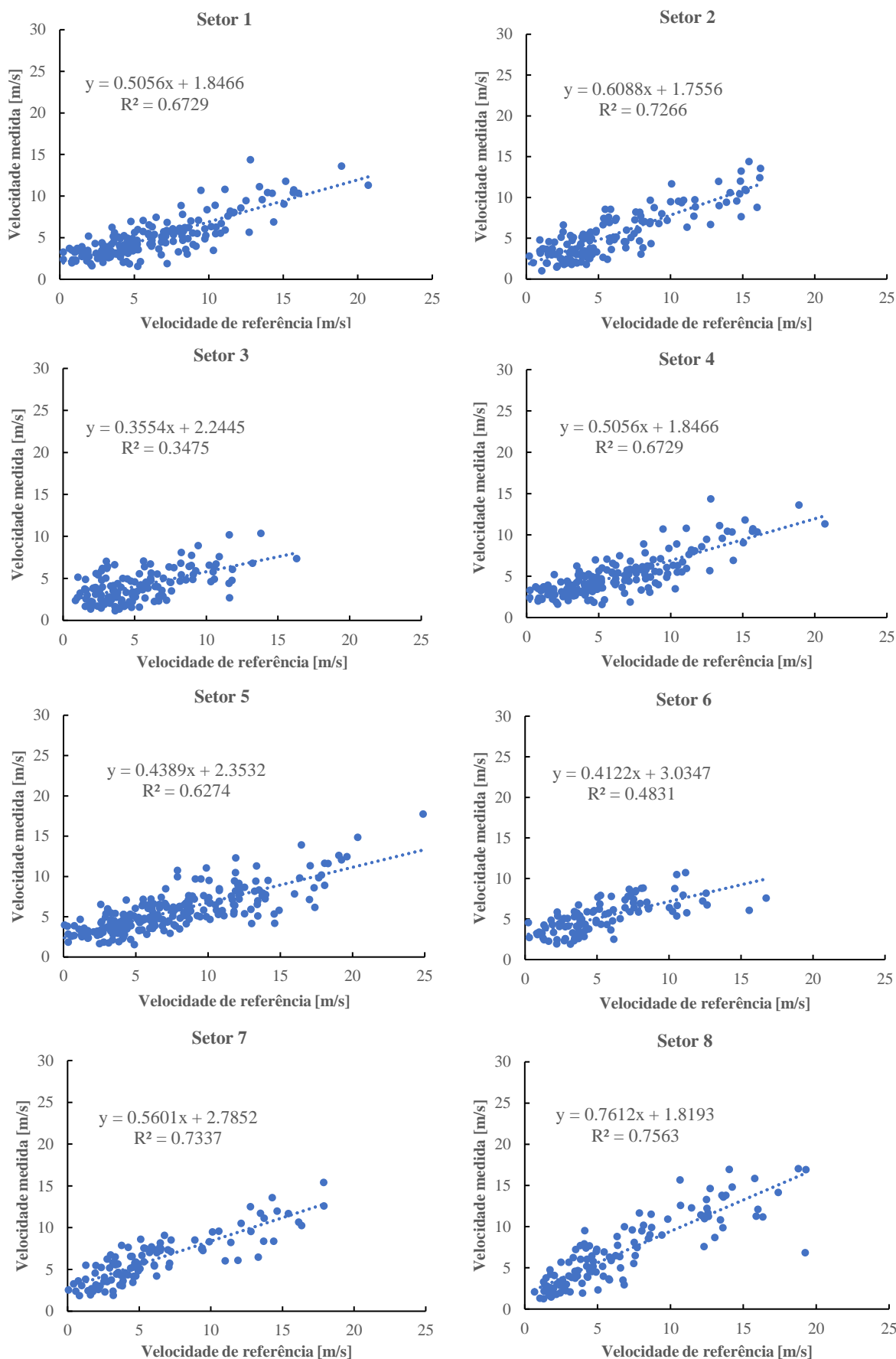
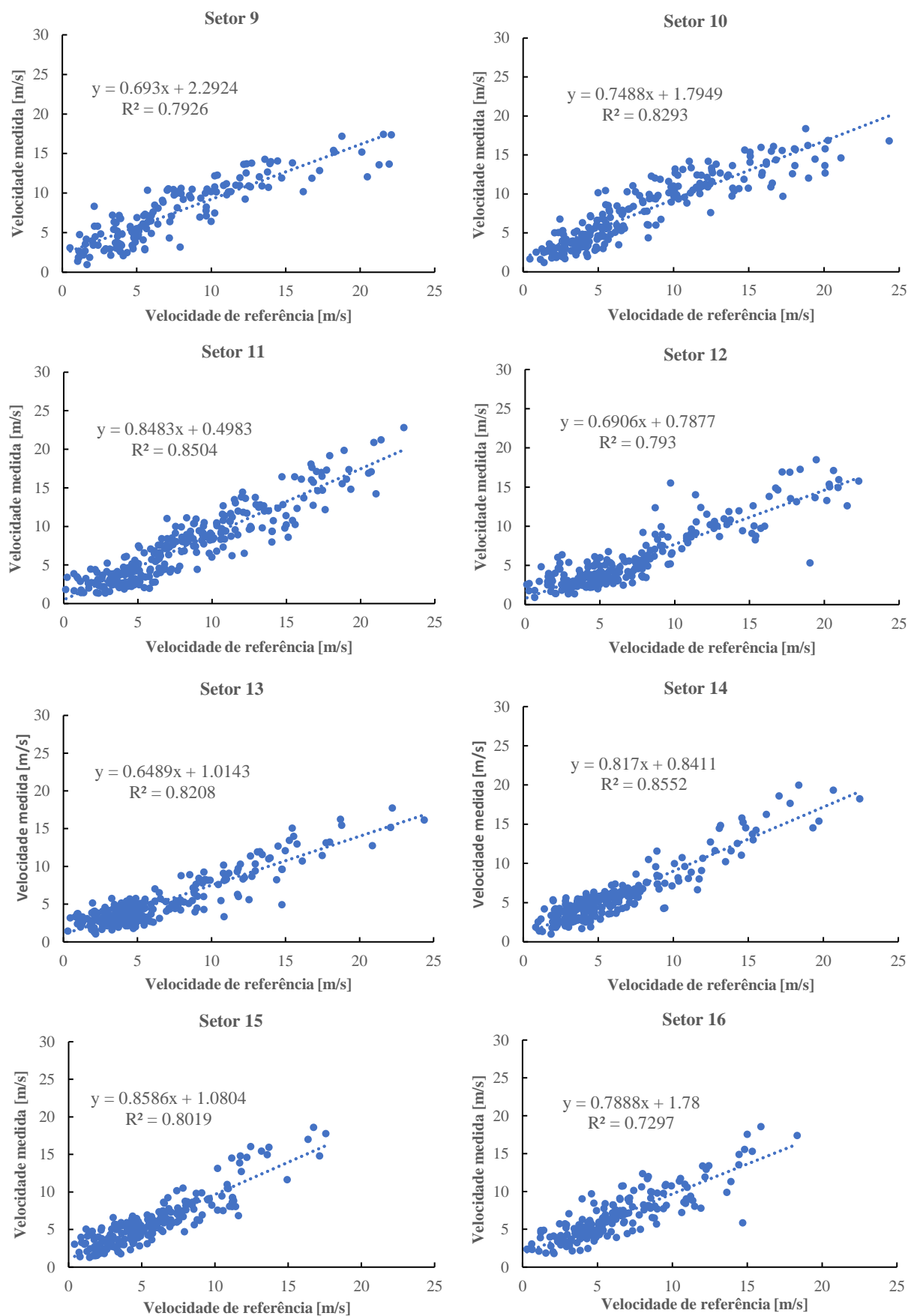


Tabela 5.14 - Correlações setoriais de velocidade para os setores 9 a 16, período 2015/2016, série Merra-2 900 mbar



A Figura 5.22 mostra os resultados das estimativas de produção do aerogerador baseados nas séries de longo termo sintetizadas após a implementação dos métodos MCP, para os 9 pares de anos deslizantes utilizados.

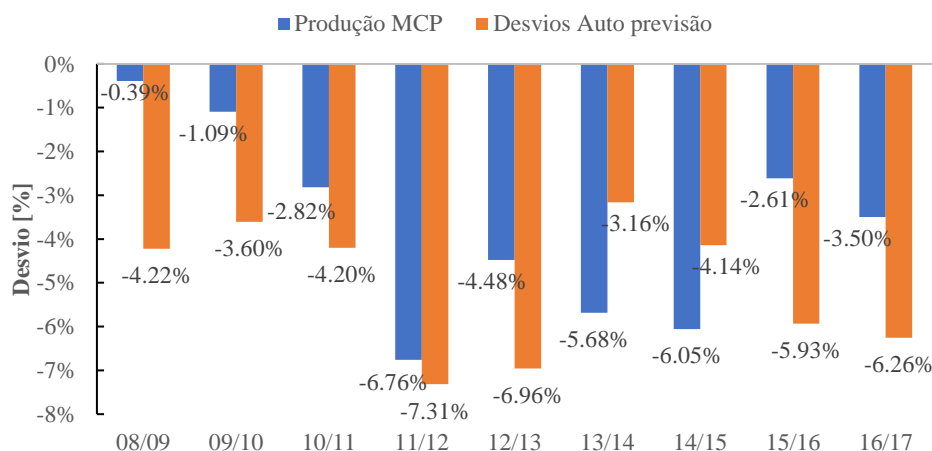


Figura 5.22 - Desvios de produção para os MCP implementados e para os testes de auto previsão, tendo como referência de longo termo a série Merra-2 900 mbar.

A utilização da série de longo termo Merra-2 900 mbar conduziu, para todos os períodos concorrentes utilizados, a subestimativas de produção, destacando-se o período de 2011/2012 com um valor de -6.76%. Os períodos de 2008/2009 e 2009/2010 foram aqueles que resultaram em subestimativas de menor magnitude. Olhando para o comportamento em velocidade que foi mostrado na Figura 5.11 da secção 5.5, este resultado não era expectável.

Na Figura 5.23 apresentam-se os desvios em produção obtidos após MCP, comparativamente aos que resultariam caso fossem utilizadas diretamente as medições relativas a cada período concorrente.

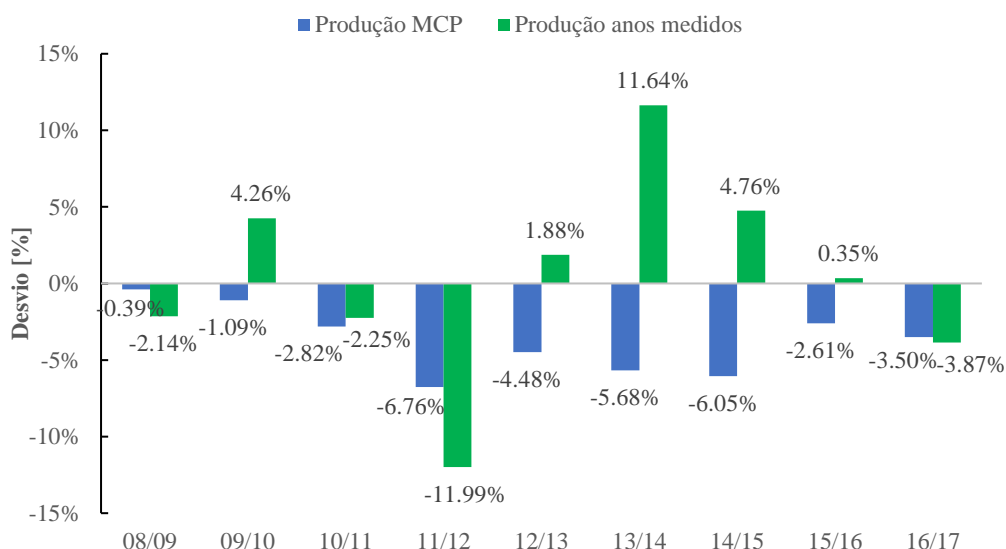


Figura 5.23 - Desvios de produção obtidos após correção de longo termo e utilizando diretamente medições dos respetivos períodos, para a série Merra-2 900 mbar.

Apesar de terem sido introduzidas melhorias nos desvios de produção com a correção de longo termo, os resultados obtidos não são satisfatórios, verificando-se a existência de vários períodos com desvios de valor apreciável.

5.7.3 MCP utilizando reanálise Merra-2 50 m

A série de reanálise Merra-2 50 m apresenta registos horários pelo que, à semelhança da série Vortex, serão utilizadas as médias horárias determinadas para a estação local. Nas Tabelas 5.15 e 5.16 encontram-se as discriminações setoriais dos parâmetros obtidos para as correlações estabelecidas.

Tabela 5.15 - Resultados setoriais do MCP implementado no período concorrente de 2009/2010, correspondente ao melhor R^2 global obtido, tendo como referência a série Merra-2 50 m

Setor	Declive	Offset	R^2	Nº registos	Desvio médio [°]
N (1)	1.45	1.69	0.39	626	-17
NNE (2)	0.84	2.32	0.23	568	-30
NE (3)	0.55	2.49	0.11	871	-22
ENE (4)	1.22	0.21	0.37	2112	5
E (5)	1.04	1.01	0.24	1937	16
ESSE (6)	1.37	0.84	0.34	696	24
SE (7)	2.06	0.04	0.59	613	25
SSE (8)	1.86	1.32	0.71	587	19
S (9)	1.86	1.38	0.73	742	10
SSW (10)	2.01	0.53	0.72	880	4
SW (11)	2.01	-0.96	0.73	1129	5
WSW (12)	1.45	-0.01	0.57	1133	14
W (13)	1.73	-0.87	0.51	1577	32
WNW (14)	1.59	0.29	0.45	1993	30
NW (15)	1.83	0.68	0.54	1270	18
NNW (16)	1.54	1.77	0.39	764	0
Global	1.53	0.52	0.46	17498	

Tabela 5.16 - Resultados setoriais do MCP implementado no período concorrente de 2011/2012, correspondente ao pior R^2 global obtido, tendo como referência a série Merra-2 50 m

Setor	Declive	Offset	R^2	Nº registos	Desvio médio [°]
N (1)	1.32	1.90	0.32	622	-16
NNE (2)	0.87	2.31	0.19	654	-28
NE (3)	0.59	2.45	0.13	905	-20
ENE (4)	1.42	-0.47	0.43	2026	1
E (5)	1.20	-0.01	0.38	1942	6
ESSE (6)	1.10	1.31	0.30	690	19
SE (7)	1.63	1.11	0.52	703	23
SSE (8)	1.90	0.98	0.58	634	20
S (9)	1.84	0.85	0.67	723	16
SSW (10)	2.07	-0.02	0.68	819	8
SW (11)	1.83	-0.26	0.66	1026	6
WSW (12)	1.14	0.66	0.41	1069	13
W (13)	1.17	0.62	0.34	1531	29
WNW (14)	1.11	1.29	0.34	1859	31
NW (15)	1.30	1.78	0.35	1246	14
NNW (16)	1.59	1.52	0.44	782	-1
Global	1.32	0.95	0.38	17231	

A análise das Tabelas 5.15 e 5.16 não permite identificar uma tendência clara para que os setores que apresentem um menor número de registos conduzam a piores coeficientes de correlação de dados ou a valores de *offset* mais elevados. No entanto, os setores 2 e 3 apresentam, à semelhança dos MCP estabelecidos com as outras séries de longo termo, valores baixos.

Nas Tabelas 5.17 e 5.18 encontramos os gráficos relativos às correlações de velocidade estabelecidas, para o período concorrente de melhor R^2 global.

Tabela 5.17 - Correlações setoriais de velocidade para os setores 1 a 8, período 2009/2010, série Merra-2 50 m

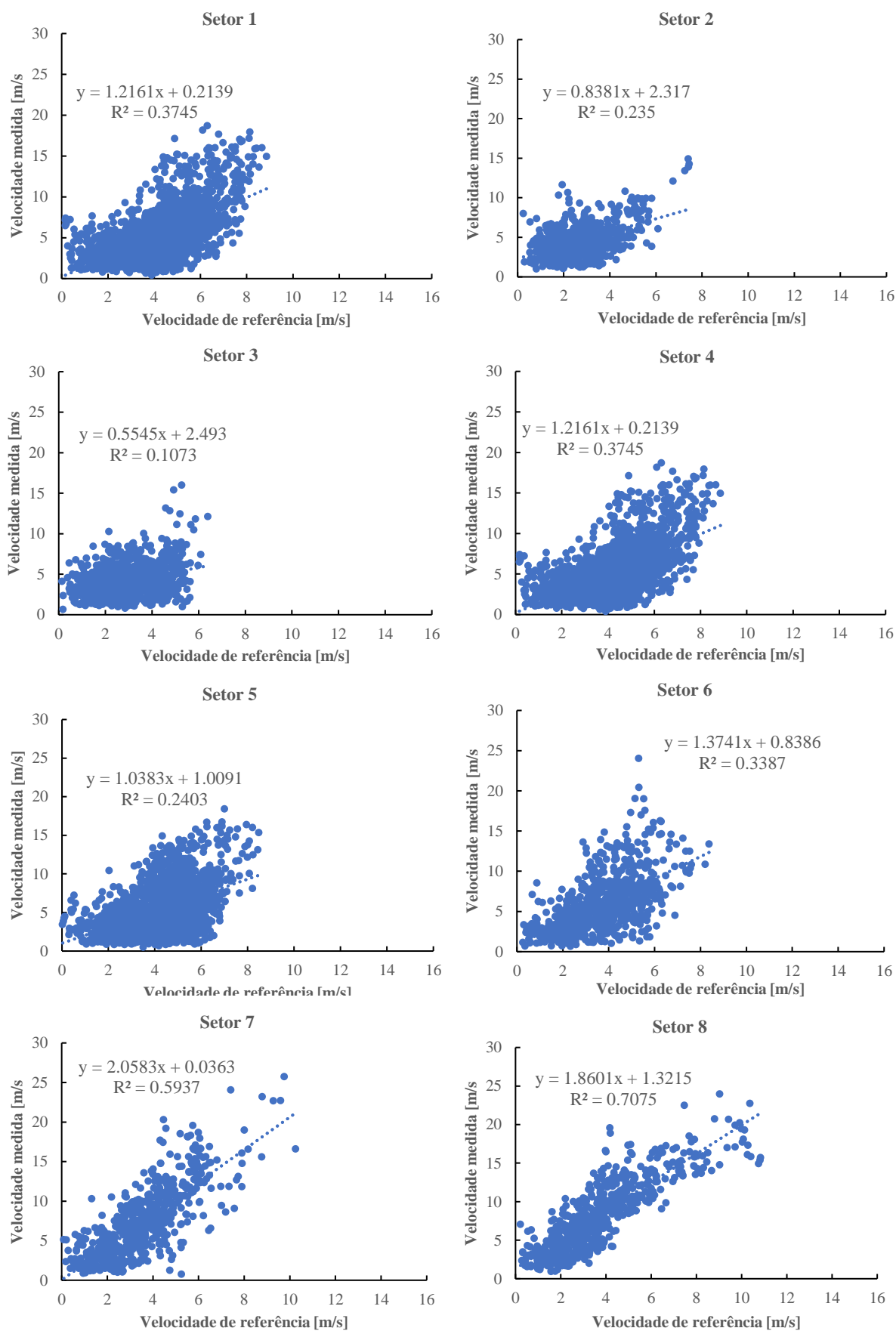
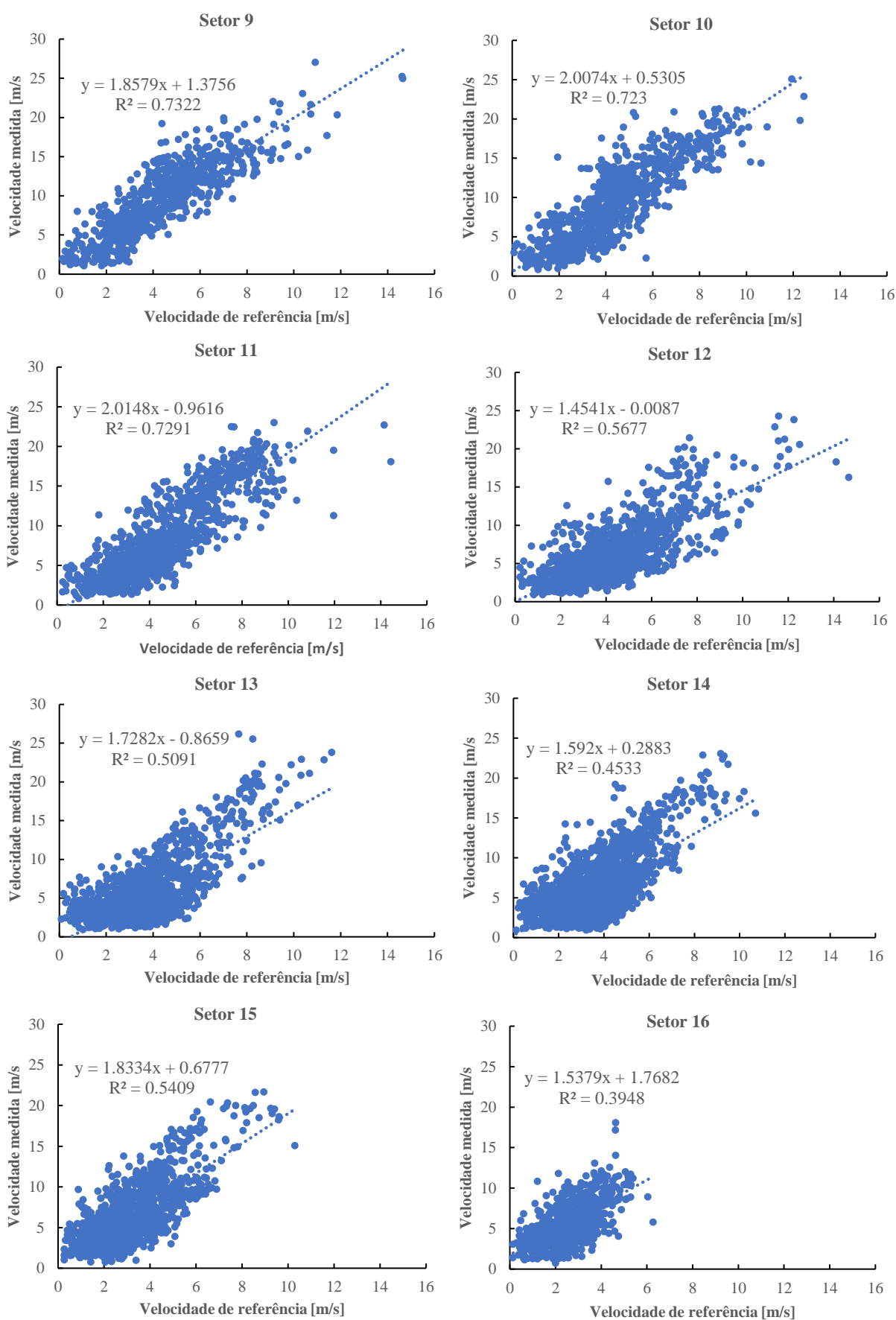


Tabela 5.18 - Correlações setoriais de velocidade para os setores 9 a 16, período 2009/2010, série Merra-2 50 m



Ilustram-se agora na Figura 5.24 os resultados das estimativas de produção do aerogerador tendo por base as séries de longo termo sintetizadas após a execução dos MCP, para os 9 pares de anos deslizantes utilizados.

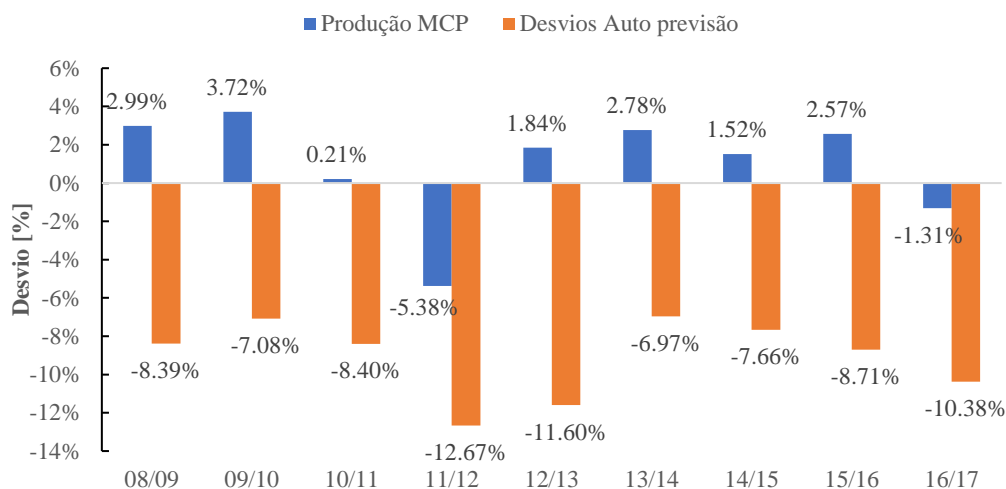


Figura 5.24 - Desvios de produção obtidos para os MCP implementados e para os testes de auto previsão, tendo como referência a série Merra-2 50 m.

Destaca-se 2011/2012 como o período concorrente que conduziu ao maior desvio de produção do aerogerador.

Na Figura 5.25 apresentam-se os desvios em produção obtidos após a implementação dos MCP, comparativamente aos desvios obtidos caso fossem utilizados diretamente as medições relativas a cada período concorrente utilizado.

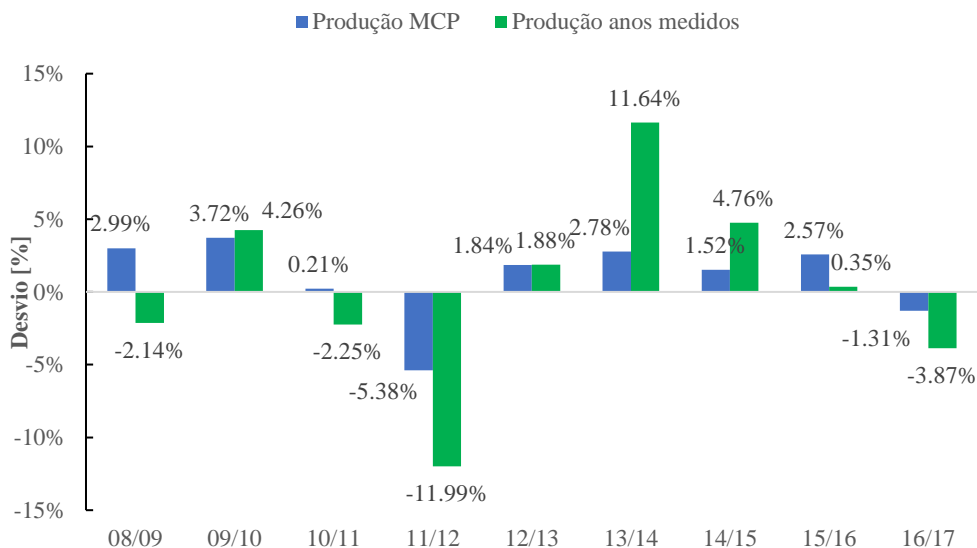


Figura 5.25 - Desvios de produção obtidos após correção de longo termo e utilizando diretamente medições dos respectivos períodos, para a série Merra-2 50 m.

Os períodos de 2010/2011, 2015/2016 e 2016/2017 permitiram obter desvios de produção bastante reduzidos. A correção de longo termo permitiu uma melhoria substancial dos resultados para o período de 2013/2014 para o qual, utilizando diretamente as medições, a produção teria sido sobrestimada em 11.64%.

5.8 MCP vs Método dos fatores de correção

As Tabelas 5.19, 5.20 e 5.21 mostram os resultados obtidos em termos de desvio de produção de energia relativamente ao valor de referência, erro absoluto médio e gama de desvios de produção, para a metodologia MCP, assim como para o método dos fatores de correção, tendo como referência as 3 séries de reanálise utilizadas no caso de estudo, para os períodos considerados até aqui.

Tabela 5.19 - Desvios de produção obtidos para os períodos considerados em função da metodologia utilizada, para as 3 séries de referência

Período	MCP			Método fatores de correção		
	Vortex	Merra-2 50m	Merra-2 900 mbar	Vortex	Merra-2 50m	Merra-2 900 mbar
08/09	2.64%	2.99%	-0.39%	-0.32%	-0.43%	3.27%
09/10	1.37%	3.72%	-1.09%	0.15%	1.73%	2.18%
10/11	1.08%	0.21%	-2.82%	-1.41%	-0.84%	-0.28%
11/12	-0.64%	-5.38%	-6.76%	-4.61%	-8.20%	-5.09%
12/13	-0.67%	1.84%	-4.48%	-1.52%	-0.80%	-6.04%
13/14	-2.13%	2.78%	-5.68%	0.91%	5.43%	-4.41%
14/15	0.42%	1.52%	-6.05%	2.60%	5.56%	-0.19%
15/16	-0.13%	2.57%	-2.61%	1.58%	2.58%	2.27%
16/17	-2.01%	-1.31%	-3.50%	-2.01%	-2.83%	0.97%

Tabela 5.20 - Erro médio absoluto e gama de desvios de produção obtidos com o método MCP, para as 3 séries de referência

	Vortex	Merra-2 50 m	Merra-2 900 mbar
Erro médio absoluto [%]	1.23	2.48	3.71
Gama de desvios [%]	[-2.13; 2.64]	[-5.38; 3.72]	[-6.76; -0.39]

Tabela 5.21 - Erro médio absoluto e gama de desvios de produção obtidos com o método dos fatores de correção, para as 3 séries de referência

	Vortex	Merra-2 50 m	Merra-2 900 mbar
Erro médio absoluto [%]	1.68	2.74	3.15
Gama de desvios [%]	[-4.61; 2.60]	[-8.20; 5.56]	[-6.04; 3.27]

O método MCP conduziu, para todas as séries de referência, a uma gama de desvios de produção mais estreita. O erro médio absoluto é igualmente mais baixo, com exceção da série Merra-2 900 mbar, para a qual o método dos fatores de correção conduziu a um menor valor.

5.9 R^2 como indicador de qualidade da estimativa de produção

Um dos objetivos desta dissertação passou por compreender em que medida o coeficiente de correlação de dados poderia ser um indicador de qualidade da estimativa de produção de um aerogerador. Posto isto, apresenta-se na Figura 5.26 um gráfico do valor de R^2 em função do desvio de produção face ao valor de referência conhecido, para as séries de longo termo utilizadas.

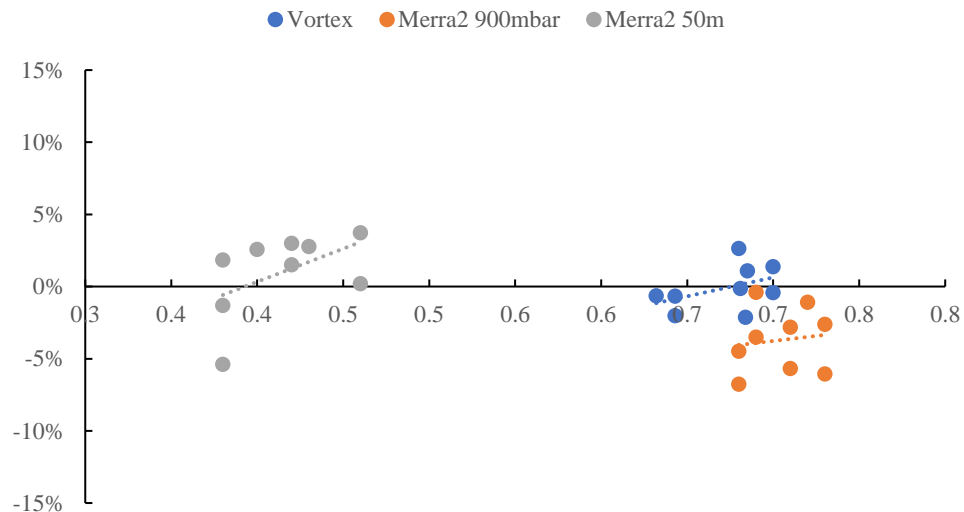


Figura 5.26 – Desvios de produção em função do R^2 , para os 9 períodos concorrentes utilizados no método MCP.

Não parece existir uma relação clara entre o valor de R^2 e o desvio de produção face ao valor de referência, quando analisamos esta relação entre os diferentes períodos concorrentes na mesma série. Este parâmetro apresenta pequenas variações entre os períodos, como podemos verificar na Figura 5.27, dificultando uma análise assertiva desta relação.

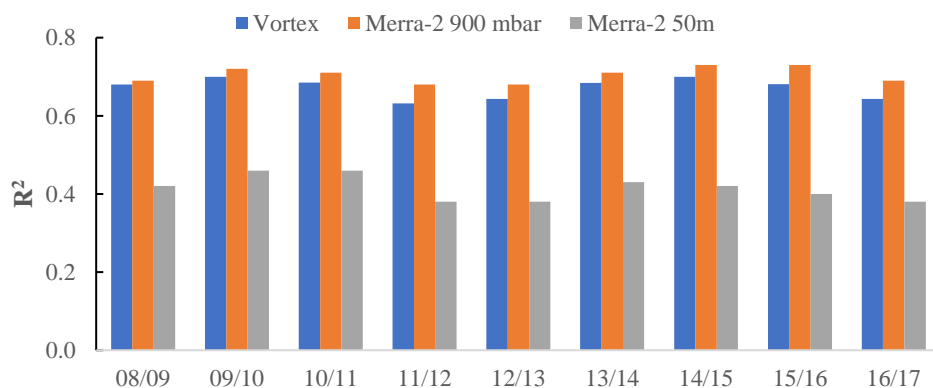


Figura 5.27 - R^2 global para as 3 séries de referência, em função do respetivo período concorrente.

No entanto, olhando à gama de desvios de produção obtidos após execução dos MCP para todos os períodos bianuais, verificamos que a série Vortex, cujo R^2 global horário foi o

mais elevado, proporcionou os melhores resultados, enquanto que a série Merra-2 50 m, com o pior R^2 global horário (41%), conduziu aos resultados mais desviados.

Poderá colocar-se a questão de até que ponto o coeficiente de correlação de dados é uma medida de boa representatividade. A verdade é que uma correlação horária elevada está muito associada ao facto de as flutuações em termos de velocidade na série local e na série de referência estarem em fase, isto é, à existência de simultaneidade. Coloquemos um cenário onde uma frente de vento chega à estação 1 num determinado instante, movendo-se até atingir a estação 2, situada a alguns km de distância. A estação 2 irá sofrer variações semelhantes à estação 1, no entanto, com algum desfasamento. Assim, poderá dar-se o caso em que o valor de R^2 horário entre as duas estações é baixo, ainda que os dados de longo termo da estação 1 representem de forma apropriada as variações de longo termo da velocidade do vento na estação 2. Assim, representatividade não implica simultaneidade.

Posto isto, poderá igualmente colocar-se a questão de até que ponto as correlações baseadas em velocidades médias mensais poderão ser uma melhor medida de representatividade. O maior desafio em utilizarmos esta resolução temporal no estabelecimento de correlações é que a sazonalidade do vento poderá tornar-se um fator dominante. Idealmente, esta escala temporal de variabilidade deveria ser removida de forma a permitir uma melhor medida de representatividade noutras escalas temporais que não a sazonal.

6 Conclusões e trabalhos futuros

As metodologias de correção de longo termo introduziram melhorias nos resultados das estimativas de produção de um aerogerador, quando comparamos com a utilização direta de medições para esse efeito. Realçam-se os períodos extremos de 2011/2012 e 2013/2014, para os quais se verificou uma redução dos desvios de produção absolutos da ordem dos 12% para 0,64% e 2,13%, respetivamente, para a série Vortex, 6,76% e 5,68% para a série Merra-2 900 mbar e 5,38% e 2,78% para a série Merra-2 50 m. Reforça-se, assim, a importância de estender a representatividade dos dados observados em campanhas de medição locais.

A utilização de correlações com velocidades médias mensais poderá induzir erros nos juízos de valor estabelecidos quanto à qualidade da série de referência. A série Merra-2 900 mbar apresentou um valor médio mensal de R^2 de 95%, mas deu origem a resultados pouco satisfatórios em termos de estimativas de produção, numa gama de -6,76% a -0,39%.

Os MCP implementados com a série Vortex conduziram a uma gama de desvios de produção mais reduzida em relação às séries Merra-2, entre -2,13% e 2,64%. Estes resultados poderão ser justificados pelo facto de esta série ter sido gerada especificamente para o local da estação, tratando-se de uma reanálise com dados de mesoescala com uma resolução espacial mais refinada, podendo representar de forma mais precisa o regime de ventos local. As semelhanças na rosa-das-ocorrências e no acompanhamento em velocidade face à série local foram desde logo indícios positivos.

Destacam-se os MCP com o período concorrente de 2011/2012 pelo facto de terem resultado nas maiores subestimativas de produção com as séries Merra-2, -5,38% para a série de 50 m e -6,76% para a série gerada para 900 mbar, e a um desvio próximo de zero (-0,64%) com a série Vortex.

A utilização da série de reanálise Merra-2 50 m conduziu à gama de desvios de produção mais alargada, entre -5,38% e 3,72%. Isto poderá dever-se ao facto de o ponto de reanálise se encontrar a 17 km da estação, não sendo uma série suficientemente representativa do local alvo. O R^2 médio horário é pobre, cerca de 41 %, e o acompanhamento em velocidade face à série local parece amortecido quando observamos as médias móveis de 24 meses traçadas para todas as séries.

A correção de longo termo com a série Merra-2 gerada para 900 mbar levou a subestimativas de produção com todos os períodos concorrentes, sugerindo-se a utilização de um nível de pressão 6, correspondente a uma pressão absoluta de 875 mbar e avaliar as diferenças nos resultados obtidos.

A série Vortex demonstrou o melhor desempenho no que aos testes de auto previsão diz respeito, apresentando-se, deste modo, como aquela que conseguiu de forma mais precisa sintetizar a série de vento para o período concorrente no qual o MCP foi implementado. Apresentou, igualmente, o menor valor em termos de erro absoluto médio e desvio-padrão na estimativa da velocidade de longo termo. Ainda no âmbito dos testes de auto previsão, a série Merra-2 50 m foi a menos bem-sucedida, com 3 períodos bianuais que levaram a desvios absolutos superiores a 10% em produção.

A série Vortex tem o valor de R^2 mais elevado e levou, globalmente, aos melhores resultados, enquanto que a série Merra-2 50m, com o menor valor de R^2 , conduziu aos resultados mais desviados. Parece, com o caso analisado, que de alguma forma este parâmetro estatístico poderá ser um indicador da qualidade da estimativa de produção de um aerogerador. Quando a análise é feita entre os diferentes períodos concorrentes de cada série de referência, a

análise torna-se mais difícil pelo facto de as variações do coeficiente de correlação de dados serem pouco pronunciadas.

As séries extrapoladas após correção de longo termo evidenciam elevados desvios no fator de forma da distribuição de Weibull, realçando-se a série Vortex que revelou os valores mais elevados.

O método MCP permitiu, globalmente, melhores resultados comparativamente à metodologia dos fatores de correção.

Como trabalhos futuros sugere-se a análise de resultados recorrendo a metodologias MCP de natureza não regressiva, tais como *Weibull Scale* e *Wind Index*, que permitam inferir quanto ao seu desempenho e eventual redução dos desvios de produção energética aqui obtidos. O acesso a uma fonte de dados de longo termo consistente e representativa do local em estudo proveniente de uma estação meteorológica poderia ser utilizada, por forma a comparar o seu comportamento comparativamente às séries de reanálise.

A utilização de uma série Vortex com dados de microescala seria igualmente interessante, para avaliar em que medida os desvios de produção poderiam ou não ser melhorados, na medida em que aqueles que foram obtidos com a série Vortex de mesoescala foram já reduzidos.

Referências Bibliográficas

- Addison, J. F. D., A. Hunter, J. Bass e M. Rebbeck. 2000. "A neural network version of the measure correlate predict algorithm for estimating wind energy yield".
- Bosilovich, M. G., R. Lucchesi e M. Suarez. 2015. "MERRA-2: File specification".
- Brower, Michael. 2012. *Wind resource assessment: a practical guide to developing a wind project*. John Wiley & Sons.
- Carta, J. A. e S. Velázquez. 2011. "A new probabilistic method to estimate the long-term wind speed characteristics at a potential wind energy conversion site". *Energy* 36, no. 5: 2671-85.
- Carta, J. A., S. Velázquez e P. J. Cabrera. 2013. "A review of measure-correlate-predict (MCP) methods used to estimate long-term wind characteristics at a target site". *Renewable Sustainable Energy Reviews*
- Chai, T. e R. R. Draxler. 2014. "Root mean square error (RMSE) or mean absolute error (MAE)? - Arguments against avoiding RMSE in the literature". 7, no. 3: 1247-50.
- Gardner, P., A. Garrad, P. Jamieson, H. Snodin e A. Tindal. 2002. "Wind energy – the facts. Technology - Part I".
- Grue, Aden. 2014. Speed Sort Algorithm. Windographer.
- Hennermann, K. e P. Berrisford. 2018. "What are the changes from ERA-Interim to ERA5". <https://confluence.ecmwf.int/pages/viewpage.action?pageId=74764925>.
- IPMA. 2019. "Parques Meteorológicos e equipamentos". <https://www.ipma.pt/pt/educativa/observar.tempo/index.jsp?page=ema.index.xml>.
- . 2019a. "Radiossondagem no IM". <https://www.ipma.pt/pt/educativa/observar.tempo/index.jsp?page=altitude.xml>.
- Jelinek, A., L. Zalud e T. Jilek. 2016. "Fast total least squares vectorization". *Journal of Real-Time Image Processing*: 1-17.
- Jourdier, B. e P. Drobinski. 2017. "Errors in wind resource and energy yield assessments based on the Weibull distribution". Comunicação apresentada em Annales Geophysicae.
- Jude, Marion. 2018. "Evolution of Wind Resources Over the Last 30 to 45 Years ". *Windtech International*.
- King, C. e B. Hurley. 2005. "The SpeedSort, DynaSort and Scatter wind correlation methods". *Wind Engineering* 29, no. 3: 217-41.
- Kistler, R., E. Kalnay, W. Collins, S. Saha, G. White, J. Woollen, M. Chelliah, et al. 2001. "The NCEP–NCAR 50-year reanalysis". 82, no. 2: 247-68.
- Lambert, Tom. 2014. Vertical Slice Algorithm. Windographer.
- . 2017. Total Least Squares Algorithm. Windographer.
- Langreder, W. e J. Højstrup. 2015. "Long-Term correction: Facts and Fiction". Comunicação apresentada em EWEA Resource Assessment 2015, Helsinki.
- LeBlanc, M., D. Schoborg, S. Cox, A. Haché e A. Tindal. 2009. "Is a Non-linear MCP method a useful tool for North American wind regimes?". Comunicação apresentada em Proceedings of the AWEA 2009 Wind power conference and exhibition.

- Liléo, S., E. Berge, O. Undheim, R. Klinkert e R. E. Bredesen. 2013. "Long-term correction of wind measurements. State-of-the-art, guidelines and future work". 13.
- Liléo, Sónia. 2013. "How to measure representativeness". Comunicação apresentada em EWEA workshop, Dublin.
- Mann, J., N. Angelou, J. Arnqvist, D. Callies, E. Cantero, R. C. Arroyo, M. Courtney, et al. 2017. "Complex terrain experiments in the new european wind atlas". 375, no. 2091: 20160101.
- Mardia, K. V. e P. E. Jupp. 2009. *Directional statistics*. Vol. 494: John Wiley & Sons.
- Molly, J. P., F. Avia, A. Fragoulis, W. Stam, A. Johnston, P. H. Jensen e V. Kohne. 2016. Evaluation of site-specific wind conditions. Em *EWEC-CONFERENCE*, edição de MEASNET.
- Nielsen, M., L. Landberg, N. G. Mortensen, R. J. Barthelmie e A. Joensen. 2001. "Application of the measure-correlate-predict approach for wind resource assessment". Comunicação apresentada em 2001 European Wind Energy Conference and Exhibition.
- Palma, J. M. L. M., F. A. Castro, L. F. Ribeiro, A. H. Rodrigues e A. P. Pinto. 2008. "Linear and nonlinear models in wind resource assessment and wind turbine micro-siting in complex terrain". *Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics* 96, no. 12: 2308-26.
- Rio, João Filipe Gonçalves do. 2008. "Estimativas preliminares do potencial eólico na ausência de dados de vento locais". Mestrado, Engenharia Mecânica, Universidade do Porto.
- Rodrigues, Álvaro. 2017. "Apontamentos da disciplina de Energias Renováveis da Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto". 2017.
- Rogers, A. L., J. W. Rogers e J. F. Manwell. 2005. "Uncertainties in Results of Measure-Correlate-Predict Analyses". *American Wind Energy Association*.
- Sagaut, Pierre. 2006. *Large eddy simulation for incompressible flows: an introduction*. Springer Science & Business Media.
- Thøgersen, M. L., M. Motta, T. Sørensen e P. Nielsen. 2007. "Measure-correlate-predict methods: Case studies and software implementation". Comunicação apresentada em European Wind Energy Conference & Exhibition.
- Tortosa, A., P. Casso, P. Puig, J. Viscarret, I. Murillo, R. Martínez, N. S. de Rellán, L. Prieto e G. Vahlkamp. 2014. "On the benefit of a multivariate description of wind for a better long-term extrapolation". Comunicação, Fira de Barcelona.
- Troen, I. e E. L. Petersen. 1989. *European wind atlas*. Risø National Laboratory.
- Vortex. 2018. Validation - LES. Validation FRANCE. https://www.vortexfdc.com/portfolio_page/validation-of-vortex-les-in-france/
- Zhiyin, Yang. 2015. "Large-eddy simulation: Past, present and the future". *Chinese Journal of Aeronautics* 28, no. 1: 11-24.

Anexos

Anexo A: Função Gama

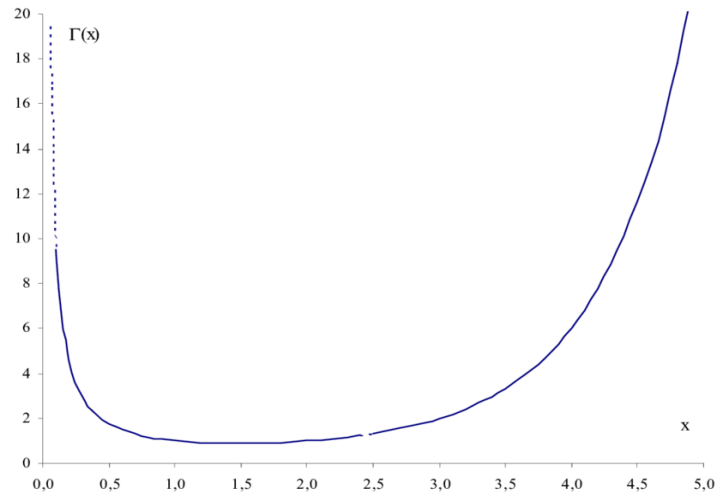


Figura A.1 - Função gama.

Anexo B: Correlações horárias Vortex

Tabela B.1 - Resultados setoriais do MCP no período concorrente 2008/2009

Setor	Declive	Offset	R ²	Nº registos	Desvio médio [°]
N (1)	0.94	0.92	0.70	498	-2
NNE (2)	0.99	1.31	0.64	178	-8
NE (3)	0.72	1.98	0.66	186	-21
ENE (4)	0.62	1.89	0.50	375	-18
E (5)	0.71	0.29	0.53	1506	-11
ESSE (6)	0.62	0.44	0.50	1540	-10
SE (7)	0.87	-0.30	0.59	750	-7
SSE (8)	1.00	-0.45	0.79	608	2
S (9)	0.95	-0.09	0.75	752	5
SSW (10)	1.01	-0.35	0.73	786	1
SW (11)	0.99	-0.92	0.71	1198	-2
WSW (12)	0.79	-0.39	0.58	1114	6
W (13)	0.98	-0.51	0.79	850	6
WNW (14)	0.98	0.14	0.85	827	4
NW (15)	0.96	0.22	0.82	2619	3
NNW (16)	0.93	0.28	0.66	3691	1
Global	0.85	0.33	0.68	17478	

Tabela B.2 - Resultados setoriais do MCP no período concorrente 2010/2011

Setor	Declive	Offset	R ²	Nº registos	Desvio médio [°]
N (1)	0.92	0.97	0.60	569	6
NNE (2)	0.80	1.61	0.54	207	-3
NE (3)	0.70	1.88	0.57	230	-16
ENE (4)	0.60	1.45	0.53	393	-17
E (5)	0.79	-0.53	0.59	1729	-10
ESSE (6)	0.70	0.17	0.55	1736	-13
SE (7)	0.90	0.04	0.63	1003	-4
SSE (8)	0.94	0.08	0.74	991	2
S (9)	0.97	-0.33	0.72	1174	5
SSW (10)	1.01	-0.43	0.78	893	3
SW (11)	0.93	-0.40	0.68	867	0
WSW (12)	0.88	-0.66	0.67	600	7
W (13)	0.99	-0.37	0.79	529	4
WNW (14)	0.94	0.40	0.88	611	3
NW (15)	0.90	0.40	0.77	2404	5
NNW (16)	0.91	0.29	0.61	3261	4
Global	0.84	0.38	0.69	17197	

Tabela B.3 - Resultados setoriais do MCP no período concorrente 2012/2013

Setor	Declive	Offset	R ²	Nº registos	Desvio médio [°]
N (1)	0.96	0.96	0.61	523	2
NNE (2)	0.72	1.92	0.50	217	1
NE (3)	0.70	1.95	0.54	204	-12
ENE (4)	0.48	2.08	0.40	484	-19
E (5)	0.70	-0.01	0.55	1772	-8
ESSE (6)	0.54	0.96	0.47	1239	-15
SE (7)	0.87	-0.02	0.64	701	-5
SSE (8)	0.91	0.24	0.78	527	5
S (9)	0.89	0.50	0.70	971	5
SSW (10)	0.93	0.39	0.74	1086	-2
SW (11)	0.87	-0.16	0.65	1505	-3
WSW (12)	0.68	0.27	0.60	1217	3
W (13)	0.91	-0.29	0.71	725	5
WNW (14)	0.96	0.29	0.86	730	6
NW (15)	0.92	0.24	0.77	2522	6
NNW (16)	0.98	0.12	0.68	3120	8
Global	0.79	0.65	0.64	17543	

Tabela B.4 - Resultados setoriais do MCP no período concorrente 2013/2014

Setor	Declive	Offset	R ²	Nº registos	Desvio médio [°]
N (1)	0.92	1.15	0.53	545	4
NNE (2)	0.74	2.07	0.51	215	5
NE (3)	0.63	2.14	0.57	217	-15
ENE (4)	0.45	2.24	0.42	483	-15
E (5)	0.71	-0.09	0.61	1523	-5
ESSE (6)	0.50	1.32	0.45	1033	-15
SE (7)	0.88	0.05	0.61	667	-5
SSE (8)	0.94	0.28	0.76	638	3
S (9)	0.97	0.12	0.73	1048	3
SSW (10)	0.98	0.13	0.76	1165	-2
SW (11)	0.92	-0.42	0.65	1585	-4
WSW (12)	0.73	0.14	0.62	1133	3
W (13)	0.94	-0.19	0.76	741	4
WNW (14)	0.96	0.13	0.86	739	6
NW (15)	0.87	0.49	0.78	2653	7
NNW (16)	0.92	0.33	0.66	3102	7
Global	0.83	0.53	0.68	17487	

Tabela B.5 - Resultados setoriais do MCP no período concorrente 2014/2015

Setor	Declive	Offset	R ²	Nº registos	Desvio médio [°]
N (1)	1.11	0.68	0.63	551	3
NNE (2)	0.84	1.73	0.62	199	1
NE (3)	0.65	2.05	0.59	205	-13
ENE (4)	0.55	1.90	0.58	453	-19
E (5)	0.63	0.60	0.60	1371	-9
ESSE (6)	0.51	1.39	0.43	1031	-12
SE (7)	0.85	0.17	0.54	785	-4
SSE (8)	0.94	0.18	0.75	820	2
S (9)	0.96	-0.05	0.74	1248	2
SSW (10)	0.98	0.17	0.79	999	-1
SW (11)	0.95	-0.23	0.71	1195	-7
WSW (12)	0.67	0.47	0.55	1086	1
W (13)	0.91	-0.08	0.74	801	3
WNW (14)	0.90	0.26	0.88	721	3
NW (15)	0.88	0.33	0.80	2826	6
NNW (16)	0.96	0.08	0.67	3196	8
Global	0.84	0.46	0.70	17487	

Tabela B.6 - Resultados setoriais do MCP no período concorrente 2015/2016

Setor	Declive	Offset	R ²	Nº registos	Desvio médio [°]
N (1)	1.05	0.73	0.70	577	2
NNE (2)	0.78	1.76	0.49	230	0
NE (3)	0.73	1.85	0.52	203	-22
ENE (4)	0.56	1.70	0.55	501	-22
E (5)	0.64	0.26	0.59	1538	-11
ESSE (6)	0.58	0.90	0.50	1291	-10
SE (7)	0.88	-0.06	0.63	922	-5
SSE (8)	0.92	0.28	0.78	845	0
S (9)	0.94	0.11	0.72	1132	2
SSW (10)	0.96	0.28	0.75	972	-2
SW (11)	0.94	-0.10	0.73	1147	-4
WSW (12)	0.76	0.09	0.69	891	-2
W (13)	0.92	-0.26	0.79	735	4
WNW (14)	0.88	0.42	0.86	624	4
NW (15)	0.87	0.46	0.76	2661	5
NNW (16)	0.96	0.16	0.69	3268	6
Global	0.82	0.55	0.67	17537	

Tabela B.7 - Resultados setoriais do MCP no período concorrente 2016/2017

Setor	Declive	Offset	R ²	Nº registos	Desvio médio [°]
N (1)	0.92	1.09	0.67	608	2
NNE (2)	0.80	1.81	0.54	255	1
NE (3)	0.57	2.05	0.38	219	-25
ENE (4)	0.60	1.14	0.59	571	-15
E (5)	0.59	0.46	0.57	1636	-8
ESSE (6)	0.62	0.44	0.54	1298	-10
SE (7)	0.86	-0.10	0.62	909	-4
SSE (8)	0.87	0.73	0.73	852	-1
S (9)	0.90	0.67	0.67	1016	3
SSW (10)	0.88	0.83	0.71	931	-2
SW (11)	0.93	0.01	0.72	1038	-4
WSW (12)	0.79	-0.06	0.71	787	1
W (13)	0.91	-0.32	0.78	714	6
WNW (14)	0.92	0.29	0.84	573	7
NW (15)	0.78	0.96	0.68	2528	6
NNW (16)	0.93	0.32	0.65	3594	7
Global	0.77	0.78	0.65	17529	

Anexo C: Correlações horárias Merra-2 50 m

Tabela C.1 - Resultados setoriais do MCP no período concorrente 2008/2009

Setor	Declive	Offset	R ²	Nº registos	Desvio médio [°]
N (1)	1.53	1.60	0.47	637	-20
NNE (2)	1.04	2.02	0.32	609	-31
NE (3)	0.87	1.73	0.25	860	-24
ENE (4)	1.22	0.46	0.38	1849	-1
E (5)	0.78	1.77	0.19	1861	13
ESSE (6)	1.30	0.56	0.37	697	15
SE (7)	1.77	0.50	0.55	586	19
SSE (8)	1.94	0.90	0.74	450	23
S (9)	1.92	1.02	0.67	557	15
SSW (10)	2.15	0.08	0.72	747	10
SW (11)	2.07	-1.10	0.71	1235	5
WSW (12)	1.53	-0.20	0.53	1359	13
W (13)	1.52	-0.24	0.45	1804	31
WNW (14)	1.60	0.25	0.45	2061	30
NW (15)	1.82	0.73	0.53	1384	16
NNW (16)	1.50	1.90	0.42	782	-2
Global	1.45	0.72	0.42	17478	

Tabela C.2 - Resultados setoriais do MCP no período concorrente 2010/2011

Setor	Declive	Offset	R ²	Nº registos	Desvio médio [°]
N (1)	1.43	1.71	0.37	648	-14
NNE (2)	0.81	2.28	0.21	640	-30
NE (3)	0.58	2.46	0.11	931	-22
ENE (4)	1.43	-0.60	0.44	2167	6
E (5)	1.35	-0.21	0.39	2061	11
ESSE (6)	1.32	1.08	0.36	778	18
SE (7)	1.92	0.35	0.56	706	24
SSE (8)	1.86	1.07	0.61	667	16
S (9)	1.80	1.20	0.71	784	10
SSW (10)	2.05	0.21	0.75	873	2
SW (11)	1.88	-0.24	0.72	887	5
WSW (12)	1.34	0.38	0.57	884	12
W (13)	1.58	-0.53	0.49	1357	31
WNW (14)	1.44	0.47	0.42	1835	29
NW (15)	1.34	1.68	0.36	1200	15
NNW (16)	1.53	1.67	0.44	779	1
Global	1.48	0.57	0.46	17197	

Tabela C.3 - Resultados setoriais do MCP no período concorrente 2012/2013

Setor	Declive	Offset	R ²	Nº registos	Desvio médio [°]
N (1)	1.44	2.05	0.34	680	-16
NNE (2)	0.96	2.32	0.23	711	-27
NE (3)	0.68	2.05	0.17	991	-20
ENE (4)	1.34	-0.32	0.39	2122	2
E (5)	1.09	0.44	0.32	1653	12
ESSE (6)	1.37	0.45	0.35	556	25
SE (7)	1.85	0.62	0.62	578	28
SSE (8)	1.84	1.42	0.58	532	24
S (9)	1.99	0.92	0.61	827	18
SSW (10)	2.04	0.14	0.67	935	8
SW (11)	1.89	-0.54	0.68	1337	2
WSW (12)	1.27	0.28	0.45	1349	13
W (13)	1.47	-0.11	0.43	1499	28
WNW (14)	1.11	1.70	0.30	1774	31
NW (15)	1.62	1.32	0.43	1227	18
NNW (16)	1.69	1.38	0.45	772	0
Global	1.37	0.96	0.38	17543	

Tabela C.4 - Resultados setoriais do MCP no período concorrente 2013/2014

Setor	Declive	Offset	R ²	Nº registos	Desvio médio [°]
N (1)	1.38	2.14	0.32	643	-15
NNE (2)	0.90	2.41	0.21	701	-26
NE (3)	0.68	2.09	0.16	990	-24
ENE (4)	1.27	-0.10	0.42	1855	2
E (5)	1.05	0.67	0.36	1442	16
ESSE (6)	1.46	0.44	0.40	540	21
SE (7)	1.73	0.85	0.50	506	23
SSE (8)	1.76	1.96	0.59	655	18
S (9)	1.89	1.50	0.62	925	14
SSW (10)	2.00	0.59	0.70	1051	3
SW (11)	1.94	-0.44	0.68	1383	1
WSW (12)	1.33	0.42	0.48	1409	11
W (13)	1.75	-0.70	0.50	1542	28
WNW (14)	1.45	0.89	0.38	1813	30
NW (15)	1.63	1.25	0.44	1283	19
NNW (16)	1.68	1.41	0.46	749	1
Global	1.48	0.81	0.43	17487	

Tabela C.5 - Resultados setoriais do MCP no período concorrente 2014/2015

Setor	Declive	Offset	R ²	Nº registos	Desvio médio [°]
N (1)	1.62	1.49	0.51	677	-15
NNE (2)	0.93	2.51	0.21	625	-27
NE (3)	0.78	2.13	0.20	818	-27
ENE (4)	1.17	0.34	0.39	1711	-7
E (5)	0.85	1.37	0.26	1670	14
ESSE (6)	1.15	1.35	0.27	733	23
SE (7)	1.84	0.59	0.54	683	21
SSE (8)	1.88	1.62	0.67	753	14
S (9)	1.88	1.50	0.67	889	11
SSW (10)	2.02	0.55	0.71	1005	3
SW (11)	1.88	-0.22	0.69	1166	4
WSW (12)	1.22	0.62	0.44	1270	12
W (13)	1.62	-0.54	0.45	1675	32
WNW (14)	1.61	0.22	0.42	1846	31
NW (15)	1.71	0.94	0.45	1256	20
NNW (16)	1.95	0.78	0.51	710	1
Global	1.47	0.82	0.42	17487	

Tabela C.6 - Resultados setoriais do MCP no período concorrente 2015/2016

Setor	Declive	Offset	R ²	Nº registos	Desvio médio [°]
N (1)	1.55	1.74	0.49	746	-16
NNE (2)	0.99	2.28	0.22	647	-30
NE (3)	0.68	2.24	0.17	895	-26
ENE (4)	1.22	-0.08	0.41	1951	-6
E (5)	0.81	1.47	0.20	1956	14
ESSE (6)	1.32	1.04	0.28	882	25
SE (7)	1.88	0.59	0.60	833	24
SSE (8)	2.03	0.90	0.71	663	20
S (9)	1.89	1.49	0.65	766	11
SSW (10)	2.04	0.44	0.67	913	5
SW (11)	1.88	-0.30	0.71	1089	4
WSW (12)	1.42	-0.09	0.55	1068	14
W (13)	1.62	-0.55	0.48	1475	34
WNW (14)	1.48	0.65	0.37	1671	32
NW (15)	1.65	1.20	0.49	1255	19
NNW (16)	1.95	0.80	0.55	727	1
Global	1.43	0.85	0.40	17537	

Tabela C.7 - Resultados setoriais do MCP no período concorrente 2016/2017

Setor	Declive	Offset	R ²	Nº registos	Desvio médio [°]
N (1)	1.32	2.21	0.31	734	-16
NNE (2)	1.01	2.17	0.22	736	-29
NE (3)	0.55	2.45	0.12	1005	-27
ENE (4)	1.23	-0.26	0.41	2111	-1
E (5)	0.83	1.41	0.21	1962	13
ESSE (6)	1.35	0.98	0.33	790	21
SE (7)	1.75	0.76	0.52	724	25
SSE (8)	1.99	0.71	0.65	655	21
S (9)	1.95	0.93	0.60	697	11
SSW (10)	2.01	0.42	0.59	819	6
SW (11)	1.90	-0.49	0.71	1027	3
WSW (12)	1.47	-0.01	0.59	1024	14
W (13)	1.65	-0.50	0.52	1353	32
WNW (14)	1.21	1.33	0.34	1751	31
NW (15)	1.33	1.91	0.44	1299	17
NNW (16)	1.83	1.02	0.52	794	1
Global	1.35	1.00	0.38	17481	

Anexo D: Correlações 6 h Merra-2 900 mbar

Tabela D.1 - Resultados setoriais do MCP no período concorrente 2008/2009

Setor	Declive	Offset	R ²	Nº registos	Desvio médio [°]
N (1)	0.62	2.51	0.64	147	-19
NNE (2)	0.59	1.96	0.62	124	-30
NE (3)	0.42	2.32	0.42	127	-25
ENE (4)	0.53	1.93	0.65	178	-4
E (5)	0.50	1.86	0.61	231	-3
ESSE (6)	0.39	3.01	0.33	127	-4
SE (7)	0.56	2.39	0.72	94	-7
SSE (8)	0.77	1.83	0.83	86	-14
S (9)	0.72	2.25	0.75	109	-8
SSW (10)	0.74	1.97	0.77	142	-6
SW (11)	0.87	0.70	0.82	226	-4
WSW (12)	0.67	0.70	0.78	264	9
W (13)	0.77	0.35	0.80	298	17
WNW (14)	0.74	1.30	0.77	302	16
NW (15)	0.91	1.13	0.81	263	8
NNW (16)	0.82	1.86	0.75	189	-5
Global	0.69	1.54	0.69	2907	

Tabela D.2 - Resultados setoriais do MCP no período concorrente 2009/2010

Setor	Declive	Offset	R ²	Nº registos	Desvio médio [°]
N (1)	0.69	2.11	0.62	150	-19
NNE (2)	0.42	2.53	0.45	129	-33
NE (3)	0.39	2.27	0.41	118	-19
ENE (4)	0.52	1.64	0.66	201	-6
E (5)	0.46	2.08	0.57	299	-2
ESSE (6)	0.55	2.32	0.58	119	2
SE (7)	0.70	2.36	0.77	83	2
SSE (8)	0.78	2.20	0.83	88	-8
S (9)	0.71	2.50	0.82	146	-10
SSW (10)	0.71	2.20	0.79	194	-6
SW (11)	0.87	0.66	0.83	233	-2
WSW (12)	0.72	0.33	0.82	220	10
W (13)	0.79	0.26	0.82	250	20
WNW (14)	0.81	0.97	0.79	265	17
NW (15)	0.91	0.99	0.82	255	12
NNW (16)	0.79	2.05	0.74	162	-4
Global	0.71	1.48	0.72	2912	

Tabela D.3 - Resultados setoriais do MCP no período concorrente 2010/2011

Setor	Declive	Offset	R ²	Nº registos	Desvio médio [°]
N (1)	0.72	1.87	0.61	175	-21
NNE (2)	0.44	2.52	0.49	121	-33
NE (3)	0.42	2.02	0.46	139	-23
ENE (4)	0.52	1.58	0.61	209	-10
E (5)	0.55	1.48	0.69	283	-1
ESSE (6)	0.45	2.79	0.59	132	0
SE (7)	0.63	2.44	0.66	105	3
SSE (8)	0.73	2.51	0.75	97	-4
S (9)	0.69	2.32	0.81	181	-13
SSW (10)	0.74	1.90	0.83	208	-15
SW (11)	0.81	1.24	0.82	200	-5
WSW (12)	0.69	0.59	0.78	180	11
W (13)	0.74	0.39	0.83	209	24
WNW (14)	0.83	0.88	0.77	240	22
NW (15)	0.82	1.36	0.77	219	14
NNW (16)	0.77	1.81	0.72	158	-2
Global	0.67	1.63	0.71	2856	

Tabela D.4 - Resultados setoriais do MCP no período concorrente 2012/2013

Setor	Declive	Offset	R ²	Nº registos	Desvio médio [°]
N (1)	0.69	2.13	0.72	162	-20
NNE (2)	0.56	1.88	0.62	159	-31
NE (3)	0.35	2.31	0.45	137	-28
ENE (4)	0.49	1.67	0.64	234	-5
E (5)	0.51	1.67	0.67	235	-2
ESSE (6)	0.52	2.50	0.59	82	2
SE (7)	0.62	2.44	0.70	74	-1
SSE (8)	0.70	2.09	0.85	88	-14
S (9)	0.68	2.16	0.78	115	-15
SSW (10)	0.75	1.81	0.80	174	-11
SW (11)	0.85	0.61	0.83	276	-10
WSW (12)	0.62	0.79	0.73	308	1
W (13)	0.67	0.72	0.75	241	17
WNW (14)	0.70	1.44	0.79	235	24
NW (15)	0.80	1.46	0.74	235	11
NNW (16)	0.82	1.63	0.79	168	-2
Global	0.65	1.69	0.68	2923	

Tabela D.5 - Resultados setoriais do MCP no período concorrente 2013/2014

Setor	Declive	Offset	R ²	Nº registos	Desvio médio [°]
N (1)	0.68	2.05	0.66	184	-20
NNE (2)	0.49	2.27	0.54	133	-27
NE (3)	0.38	2.16	0.49	138	-32
ENE (4)	0.49	1.58	0.70	186	-9
E (5)	0.49	1.86	0.67	225	-5
ESSE (6)	0.50	2.39	0.60	97	4
SE (7)	0.56	2.52	0.60	68	-13
SSE (8)	0.76	2.08	0.79	80	-16
S (9)	0.68	2.53	0.82	135	-13
SSW (10)	0.75	2.06	0.83	193	-13
SW (11)	0.85	0.84	0.83	286	-11
WSW (12)	0.61	0.94	0.77	280	-4
W (13)	0.69	0.77	0.77	257	17
WNW (14)	0.74	1.38	0.83	244	22
NW (15)	0.77	1.70	0.76	244	11
NNW (16)	0.79	1.87	0.75	158	-4
Global	0.67	1.61	0.71	2908	

Tabela D.6 - Resultados setoriais do MCP no período concorrente 2014/2015

Setor	Declive	Offset	R ²	Nº registos	Desvio médio [°]
N (1)	0.73	1.51	0.69	186	-17
NNE (2)	0.56	1.97	0.68	131	-28
NE (3)	0.41	2.14	0.44	120	-34
ENE (4)	0.47	2.07	0.66	140	-11
E (5)	0.45	2.37	0.68	213	-7
ESSE (6)	0.43	2.73	0.54	114	-4
SE (7)	0.61	2.33	0.64	87	-12
SSE (8)	0.76	1.97	0.71	92	-14
S (9)	0.71	2.13	0.81	167	-14
SSW (10)	0.74	2.00	0.84	225	-13
SW (11)	0.85	0.66	0.84	276	-9
WSW (12)	0.61	0.95	0.77	232	3
W (13)	0.61	1.07	0.76	269	22
WNW (14)	0.80	0.90	0.85	261	23
NW (15)	0.83	1.19	0.81	219	13
NNW (16)	0.78	1.84	0.74	176	-4
Global	0.69	1.47	0.73	2908	

Tabela D.7 - Resultados setoriais do MCP no período concorrente 2016/2017

Setor	Declive	Offset	R ²	Nº registos	Desvio médio [°]
N (1)	0.68	2.00	0.70	168	-20
NNE (2)	0.59	1.89	0.70	150	-32
NE (3)	0.34	2.26	0.36	167	-27
ENE (4)	0.50	1.69	0.63	205	-12
E (5)	0.43	2.24	0.60	233	0
ESSE (6)	0.43	2.76	0.54	109	7
SE (7)	0.50	3.02	0.72	102	-4
SSE (8)	0.76	2.10	0.77	118	-13
S (9)	0.68	2.51	0.72	146	-18
SSW (10)	0.73	1.91	0.75	222	-17
SW (11)	0.85	0.47	0.86	186	-4
WSW (12)	0.69	0.78	0.81	218	3
W (13)	0.62	1.22	0.78	228	24
WNW (14)	0.75	1.35	0.81	245	26
NW (15)	0.71	2.04	0.72	244	13
NNW (16)	0.73	2.27	0.69	176	-8
Global	0.63	1.83	0.69	2917	